

西安电子科技大学博士研究生学位论文

LaTex 模板

作者姓名 朱磊

学校导师姓名、职称 邵晓鹏 教授

国外导师姓名、职称 Sylvain Gigan 教授

申请学位类别 工学博士

学校代码 10701
分 类 号 0439

学 号 1605110267
密 级 公开

西安电子科技大学

博士学位论文

西安电子科技大学博士研究生学位论文 LaTex 模板

作者姓名：朱磊

领 域：光学工程

学位类别：工学博士

学校导师姓名、职称：邵晓鹏 教授

国外导师姓名、职称：Sylvain Gigan 教授

学 院：物理与光电工程学院

提交日期：2017 年 4 月

Thesis/Dissertation LaTex Template for Postgraduates of XIDIAN UNIVERSITY

A Thesis submitted to
XIDIAN UNIVERSITY
in partial fulfillment of the requirements
for the degree of Doctor
in Optical Engineering

By

Zhu Lei

Supervisor: Shao Xiaopeng
Supervisor: Sylvain Gigan

Title:Professor
Title:Professor

April 2017

西安电子科技大学 学位论文独创性（或创新性）声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果；也不包含为获得西安电子科技大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同事对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。学位论文若有不实之处，本人承担一切法律责任。

本人签名：_____ 日 期：_____

西安电子科技大学 关于论文使用授权的说明

本人完全了解西安电子科技大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权属于西安电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅、借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。同时本人保证，结合学位论文研究成果完成的论文、发明专利等成果，署名单位为西安电子科技大学。

保密的学位论文在____年解密后适用本授权书。

本人签名：_____ 导师签名：_____

日 期：_____ 日 期：_____

摘要

透过散射介质成像摘要是学位论文的内容不加注释和评论的简短陈述，简明扼要陈述学位论文的研究目的、内容、方法、成果和结论，重点突出学位论文的创造性成果和观点。摘要包括中文摘要和英文摘要，硕士学位论文中文摘要字数一般为 1000 字左右，博士学位论文中文摘要字数一般为 1500 字左右。英文摘要内容与中文摘要内容保持一致，翻译力求简明精准。摘要的正文下方需注明论文的关键词，关键词一般为 3 ~ 8 个，关键词和关键词之间用逗号并空一格。

中文摘要格式要求为：宋体小四、两端对齐、首行缩进 2 字符，行距为固定值 20 磅，段落间距为段前 0 磅，段后 0 磅。

英文摘要格式要求为：Times New Roman、小四、两端对齐、首行不缩进，行距为固定值 20 磅，段落间距为段前 0 磅，段后 0 磅，段与段之间空一行。

关键词： XXX, XXX, XXX, XXX, XXX

ABSTRACT

The Abstract is a brief description of a thesis or dissertation without notes or comments. It represents concisely the research purpose, content, method, result and conclusion of the thesis or dissertation with emphasis on its innovative findings and perspectives. The Abstract Part consists of both the Chinese abstract and the English abstract. The Chinese abstract should have the length of approximately 1000 Chinese characters for a master thesis and 1500 for a Ph.D. dissertation. The English abstract should be consistent with the Chinese one in content. The keywords of a thesis or dissertation should be listed below the main body of the abstract, separated by commas and a space. The number of the keywords is typically 3 to 5.

The format of the Chinese Abstract is what follows: Song Ti, Small 4, justified, 2 characters indented in the first line, line spacing at a fixed value of 20 pounds, and paragraph spacing section at 0 pound.

The format of the English Abstract is what follows: Times New Roman, Small 4, justified, not indented in the first line, line spacing at a fixed value of 20 pounds, and paragraph spacing section at 0 pound with a blank line between paragraphs.

Keywords: XXX, XXX, XXX, XXX, XXX

插图索引

1.1	透过散射介质的光谱信息和结构信息恢复的结构示意图	2
1.2	基于光谱传输矩阵的光谱重建基本原理	3
1.3	散斑的相关系数	4
1.4	散斑相关成像模型	4
1.5	基本相位恢复流程图	6
1.6	仿真结果	8
1.7	光谱重建算法的抗噪性能分析	8
1.8	光谱成像实验装置图	9
1.9	光谱成像实验结果图	10
1.10	光谱重建结果	10
1.11	光谱重建结果	11
1.12	宽谱照明时实验结果	11
1.13	宽谱照明时实验结果	12
1.14	基于 SSTM 的透过散射介质成像系统示意图	14
1.15	SSTM 标定示意图	15
1.16	不同算法的重建结果对比	16
1.17	点源目标的重建结果	17
1.18	数字目标的重建结果	18
2.1	透过散射介质彩色成像的基本原理	22
2.2	单帧的透过散射介质成像示意图	22
2.3	三阶相关的相位恢复算法流程如图	24
2.4	基于三阶相关相位恢复的散斑成像仿真结果	27
2.5	不同相位恢复算法重建结果对比	28
2.6	基于三阶相关相位恢复的实验装置图	28
2.7	基于三阶相关相位恢复的实验结果	29
2.8	彩色实验结果	29
2.9	不同目标的彩色实验结果	30
2.10	复杂目标的彩色实验结果	30
2.11	光谱成像实验结果	31

2.12	不同投影数的对比结果	31
2.13	抗噪性能分析对比结果	32
2.14	不同子散斑重叠率的重建结果	33
2.15	混合型相位恢复算法 I	34
2.16	混合型相位恢复算法 II	35
2.17	不同相位恢复算法的实验结果	36
2.18	不同尺寸散斑的重建结果	37
3.1	非入侵成像系统示意图	40
3.2	散斑去混叠示意图	41
3.3	散斑指纹去混叠过程	42
3.4	散斑滤波	42
3.5	系统的秩 ρ 估计（仿真）	43
3.6	系统的秩 ρ 估计（实验）	43
3.7	散斑去混叠实验结果	43
3.8	散斑的相关性探索	45
3.9	去卷积结果（OME 范围内）	46
3.10	实验装置示意图	47
3.11	离散荧光目标的实验结果	48
3.12	FBR 重建流程	49
3.13	2D 稀疏荧光目标透过散射介质成像实验结果	49
3.14	非稀疏、连续复杂目标透过散射介质成像实验结果	50
3.15	不同重建与参考图像之间的 SSIM 系数图	51
3.16	估计不同散射介质的 OME 范围	51
3.17	FBR 细节信息	52
3.18	$\alpha = \frac{\max\{o_{i,k}\}}{\max\{o_{k,k}\}}$ 曲线图	53
3.19	去卷积方和互相关方法的对比结果	54
3.20	少量散斑照明时，稀疏目标的重建结果	55
3.21	不同数量散斑照明时，连续目标的重建结果	55
3.22	利用 SLM 提供随机照明时所重建的图像	56
4.1	多帧散斑照明的散射 3D 目标成像示意图	59
4.2	不同 OME 范围散斑指纹之间傅里叶振幅信息探索	62
4.3	不同 OME 范围散斑指纹间相关性探索	63
4.4	基于 MDS 的散斑分类仿真结果	65

4.5	不同 OME 范围成像仿真结果	66
4.6	基于 MDS 散斑分类散射成像仿真结果	66
4.7	多 OME 范围成像仿真结果	67

表格索引

符号对照表

符号	符号名称
\in	属于
\mathbb{R}	实数集
w	权重
x	样本
y	标签
M	特征维数
N	样本数量
η	学习率
\mathcal{F}^{-1}	逆傅里叶变换
γ	弱分类器更新率

缩略语对照表

缩略语	英文全称	中文对照
SVM	Support Vector Machine	支持向量机
EM	expectation–maximization	最大期望
WTS	Weighted Tensor Subspace	加权张量子空间
PCA	Principal Component Analysis	主成分分析
IPCA	Incremental PCA	增量主成分分析
HOG	Histogram of Oriented Gradient	方向梯度直方图
2D-LDA	2D Fisher Linear Discriminant Analysis	二维 Fisher 线性判别分析
AVT	Attentional Visual Tracking	注意视觉跟踪
RF	Random Forest	随机森林
FFT	Fast Fourier Transformation	快速傅里叶变换
MOSSE	Minimum Output Sum of Squared Error filter	最小平方误差滤波器
CFT	Correlation Filter Tracker	相关滤波跟踪器
DFT	Discrete Fourier Transform	离散傅里叶变换
KCF	Kernelized Correlation Filter	核相关滤波器
CLE	Center Location Error	中心位置误差
OP	Overlap Precision	重叠精度
DP	Distance Precision	距离精度
ASMM	Atkinson–Shiffrin Memory Model	AtkinsonShiffrin 内存模型
MUSTer	MULTi-Store Tracker	多贮存跟踪器
KNN	K-Nearest Neighbor	K-最近邻
HOG	Histogram of Oriented Gradient	方向梯度直方图
ALM	Augmented Lagrange Method	增强拉格朗日方法
ADMM	Alternating Direction Method of Multipliers	交替方向乘子算法

目录

摘要.....	I
ABSTRACT	III
插图索引.....	V
表格索引.....	IX
符号对照表.....	XI
缩略语对照表.....	XIII
第一章 透过散射介质的光谱信恢复和空间信息恢复	1
1.1 基于光谱传输矩阵和散斑相关成像方法的原理介绍	2
1.1.1 基于光谱传输矩阵的光谱重建模型	2
1.1.2 基于光学记忆效应的散斑相关成像模型	4
1.2 光谱信息恢复及散斑自相关成像方法仿真验证	7
1.3 光谱信息恢复及散斑自相关成像方法实验验证	9
1.3.1 光谱重建分析	10
1.3.2 散斑相关成像分析	11
1.4 光谱传输矩阵方法的扩展	12
1.4.1 基本原理	13
1.4.2 SSTM 标定原理	14
1.4.3 目标重建算法	15
1.4.4 实验结果	16
1.5 讨论	18
1.6 本章小结	19
第二章 基于三阶相关相位恢复的彩色成像方法	21
2.1 基于三阶相关相位恢复算法的彩色像基本理论	22
2.1.1 振幅恢复	23
2.1.2 相位恢复	23
2.1.3 仿真验证及方法对比	27
2.2 成像系统与结果分析	27
2.2.1 成像系统	27
2.2.2 实验结果	28
2.2.3 成像分析	30

2.3	基于三阶相关相位恢复方法扩展及讨论	33
2.3.1	不同相位恢复算法之间的混合	33
2.3.2	噪声分析	35
2.4	本章小结	36
第三章	基于波动随机照明的透过散射介质超光学记忆效应范围成像	39
3.1	基于波动随机照明的透过散射介质超光学记忆效应范围成像基本原理	40
3.1.1	散斑指纹去混叠	41
3.1.2	基于散斑指纹的图像重建	44
3.2	实验验证	46
3.2.1	稀疏 2D 荧光目标重建	47
3.2.2	复杂连续 3D 目标	48
3.3	实验分析与讨论	50
3.3.1	估计系统的秩	50
3.3.2	光学记忆效应范围	51
3.3.3	FBR	52
3.3.4	去卷积方和互相关方法的对比	53
3.3.5	不同数量散斑对于重建结果的影响	54
3.3.6	利用 SLM 产生随机照明	55
3.3.7	动态散射介质成像	56
3.4	本章小结	56
第四章	基于多帧散斑照明的散射介质 3D 目标成像	59
4.1	基于多帧散斑照明的散射介质 3D 目标成像基本原理	60
4.1.1	3D 目标成像模型	60
4.1.2	散斑分类方法 I	63
4.1.3	散斑分类方法 II	64
4.1.4	3D 目标成像仿真结果与分析	65
4.2	讨论	67
4.3	本章小节	68
参考文献	69
致谢	73
作者简介	75

第一章 透过散射介质的光谱信恢复和空间信息恢复

前面的章节中，我们已经介绍了散射成像的研究背景、发展现状及研究意义，并且对散斑的基本概念与特性进行了阐述，同时介绍了本章工作所依赖的基本物理特性散斑的光谱多样性及光学记忆效应。

光谱成像已经发展多年，它在天文成像到地球观测，以及生物医学成像等领域有着重要的应用前景。然而，当光线通过生物组织或毛玻璃等混浊介质时，会被强烈散射并扩散成复杂且杂乱的散斑图案，这使得利用目标的光谱信息和空间信息变得困难。虽然，目标的空间信息和光谱信息保存在所获取的散斑图案中，但是，如何有效地利用此类信息变得极为挑战。伴随着对散射特性的深入研究，波前调制技术、光学传输矩阵和散斑相关等技术在透过散射介质成像方面有着重要的应用。然而，波前调制技术需要较长的波前优化过程，且耗时较长，有效地选取恰当的反馈信号对该技术的应用起着决定性的作用。与此同时，波前调制技术的实现往往需要利用光学或声学探针，对聚焦信号实现定位或者引导，才能够有效地实现聚焦。光学传输矩阵技术需要对散射介质的传输矩阵进行测量，记录特定输入信号及其对应的输出信号，通常难以在非入侵的情境下实现成像工作，如：生物成像等。2012年，意大利学者 J.Bertolotti 等人^[1]提出了基于“光学记忆效应”(OME)^[2,3]的散斑相关成像方法，通过相关的方式从散斑数据中获取目标的傅里叶振幅，进一步利用相位恢复算法从傅里叶振幅中实现目标的傅里叶相位信息恢复，最终，实现隐藏目标的空间信息重建。然而，此方法需要对入射激光光源进行多角度扫描，其成像质量与角度扫描的数量密切相关。2014年，以色列学者 O.Katz 等人^[4]受到天文成像方法的启发，对散斑相关成像方法进行改进，实现了单帧散斑的透过散射介质成像。透过自相关的方法从单帧散斑获取目标的傅里叶振幅信息，然后利用相位恢复算法恢复相应的傅里叶相位信息，进而恢复目标的空间信息。即使能够实现对隐藏目标的散斑成像，但是恢复目标的光谱信息仍极其困难。在光谱域，当单色光通过散射介质后，其散斑图像的强度分布与入射光的波长相关。2013年，B.Redding 等人提出了基于介质光谱传输矩阵光谱重建方法。此方法将不同单色光通过散射介质的散斑作为该波长的指纹，并将不同的光谱指纹存储在矩阵中，称为光谱传输矩阵。当有未知光谱信息的光源输入系统时，只需要记录其相应的散斑并对其进行求解，便可以实现对未知光源的光谱信息恢复。在随后的发展中，许多学者将此光谱重建的方法的应用扩展到无序光子晶体、多模光纤和散射介质等。然而，此方法只能对目标信息的光谱信息进行恢复，无法实现目标的结构信息的恢复。

在本章中，我们首先介绍了基于光谱传输矩阵的光谱信息恢复方法和基于光学记忆效应的散斑相关成像方法的基本原理，并对其进行了仿真复现；其次，我们对两种方法进行了结合，设计了一个双臂系统实现透过散射介质实现光谱成像。对于我们的系统，一个臂用于通过光谱传输矩阵的方式实现光谱信息重建，另一臂用于通过散斑成像方法实现目标结构信息重建。最后，我们进行了实验，验证了该系统能够有效地实现目标光谱信息重建和空间信息重建。由于散射介质选择的多样性，该系统在低造价的成本下，实现了对目标结构和光谱信息的重建。

1.1 基于光谱传输矩阵和散斑相关成像方法的原理介绍

图1.1所示为本章所要描述的透过散射介质的光谱信息和结构信息恢复的结构示意图。输入光通过光学准直器照明目标，然后又分束镜将来自于目标的光束分为两束，一束进入光谱测量臂，另外一束进入结构信息重建臂。在光谱臂中，光束被由单模光纤和透镜进行收集并准直，然后透过散射介质，被相机所探测。在成像臂中，光束直接照明散射介质并透过散射介质，然后由相机接收散射后的散斑信息。在以下部分，我们分别对光谱重建的数学模型和散斑相关成像数模型进行描述。

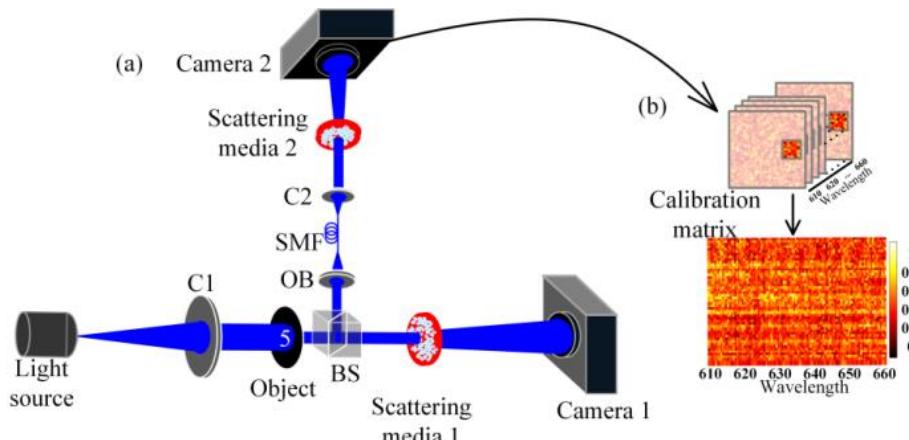


图 1.1 透过散射介质的光谱信息和结构信息恢复的结构示意图

1.1.1 基于光谱传输矩阵的光谱重建模型

散斑图像中的强度分布取决于照明的角度、观察角度和入射光的波长等因素。在本小节中，我们只对入射光的波长变化进行讨论。首先，我们需要引入散斑的光谱多样性概念。如图1.2所示的系统中，照明光源与散射介质之间的距离为 d ，散射介质与相机之间的距离为 S_0 ，当特定波长以固定的角度照明散射介质时，散射光被位于介质后表面距离为 S_0 相机接收。在此，我们认为此类散射介质的散射效应随着波长的改

变而变化。我们在惠更斯-菲尼尔近似条件下，相机所接收的散斑图像可以表示为：

$$E(r_c, \lambda) = A \iint E(r_o, \lambda) e^{\frac{ik}{2d}(r_s - r_o)^2} Pup.(r_s, \lambda) T(r_s, \lambda) e^{\frac{ik}{2S_0}(r_c - r_s)^2} dr_o dr_s, \quad (1-1)$$

其中， $k = 2\pi/\lambda$ ， r_c 、 r_o 和 r_s 分别表示相机平面，光入射面和散射介质平面的坐标， $Pup.(r_s, \lambda)$ 为散射介质的孔径函数， $T(r_s, \lambda)$ 为介质的散射作用。

我们固定公式 (1-1) 中的除波长以外测参数，分析波长改变对散斑分布的影响。首先，我们假设散射介质对于不同波长光引起的相位变化相同。在此假设下，波长的改变，会引起散斑图案的空间缩放。其次，对于散射介质来说，其散射效应取决于波长。换而言之，对于不同波长入射光由散射介质引起的相位畸变不同，这样会导致所接受散斑图案分布发生变化，而非简单的缩放。但是对于实际应用中，往往两种效应同时存在，或者往往更复杂，此种效应被称为散斑的波长多样性。同时我们也进行了相应的仿真，分析波长改变引起的散斑之间的相关系数的改变，仿真结果如图1.3所示。如何有效地利用散斑的波长多样性，将对散斑的波长信息利用有着重要的意义。

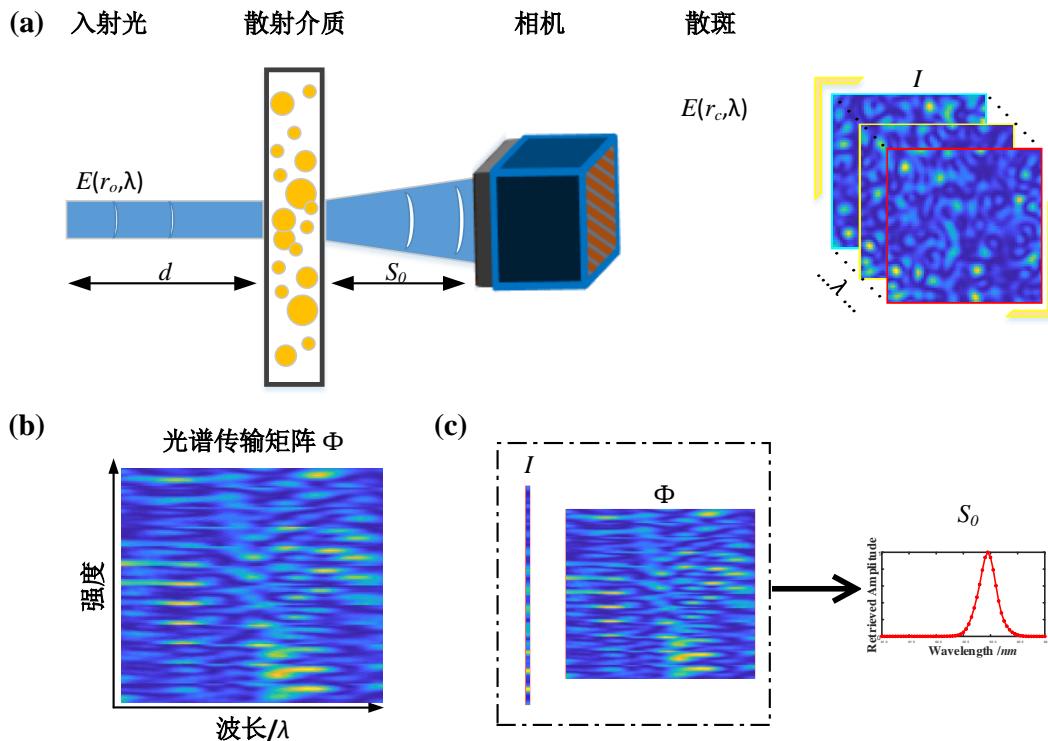


图 1.2 基于光谱传输矩阵的光谱重建基本原理

如果我们对散射介质的光谱指纹进行标定，并将不同的光谱指纹存储在矩阵中，此矩阵称为光谱传输矩阵。在此情况下，在获得未知光源照射散射介质所获得的散斑后，是否能够光谱传输矩阵和此散斑对未知光源的光谱信息进行重建？答案是可以。如图1.1b 所示，将不同的光谱指纹转换行向量，并按照光谱信息存储在矩阵 Φ 中，当获

取未知光源对应的散斑时,同样将其转换为向量 I 。所以,其输入信号的光谱 S 可以表示为: $I = \Phi S$, 对矩阵进行左乘求逆, 并求出最小二乘解: $S = \Phi^{-1}I$ 。值得强调的是, 该光谱重建方法不仅局限于对于以标定的单色光谱信号进行重建, 同时也可应用于连续光谱信号。上述的光谱重建问题可以为更普遍的最小化问题: $s_0 = \arg \min_s \|I - \Phi S\|_2$, 其中 $\|\cdot\|_2$ 表示 $l-2$ 范数, s_0 表示所重建的光谱信号, 可以通过采用不同的最小化优化算法解决此问题。

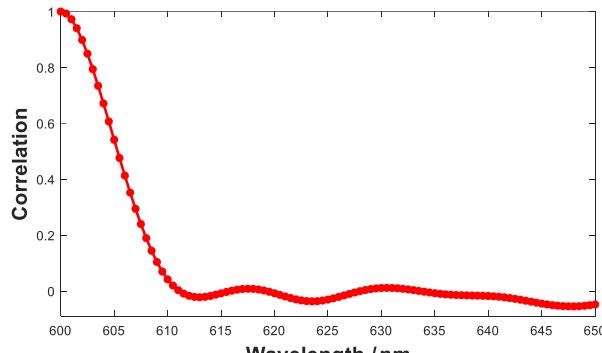


图 1.3 散斑的相关系数

1.1.2 基于光学记忆效应的散斑相关成像模型

图1.4所示为基于光学记忆相应的散斑相关成像基本模型, 目标与散射介质之间的距离为 d , 散射介质与相机之间的距离为 S_0 。目标由空间非相干光源照明提供照明, 目标所发出的光经过散射介质后, 被相机所接收。当物体位于此散射介质的 OME 范围之类时, 由于 OME 范围内的点扩散函数具有空间平移不变性, 相机所探测到的散斑可以表示为:

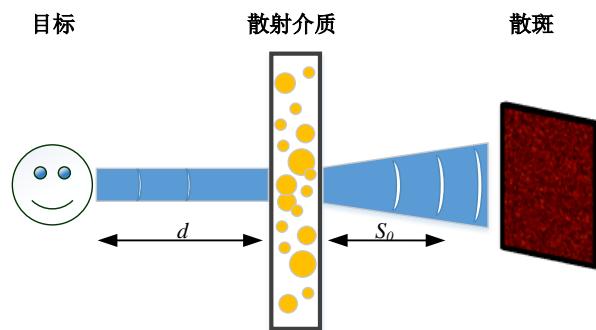


图 1.4 散斑相关成像模型

$$I = O * S \quad (1-2)$$

其中, $*$ 为卷积运算, I 表示相机散斑, O 表示目标和 S 表示系统的 PSF。

透过散射成像的数学模型的理论基础如下，目标可以分解为不同的点源目标，当不同的点源目标为与散射介质的光学记忆效应范围之内时，不同点源目标所对于系统的响应函数可以近似看作不同的散斑在空间的平移。假设所有的点源目标被同时点亮时，相机所接收到的图像为不同点源目标所对应散斑的非相干叠加。所以，光学记忆效应范围内目标的非相干成像模型可以卷积的形式进行表示： $I = O * S$ 。但是值得注意的是，大多是散射介质的光学记忆效应范围是有限的，当目标的尺寸超过光学记忆效应范围时，此时卷积模型需要加入新的限制条件。成像系统的放大率 M 取决于物距 d 和相距 S_0 ：

$$M = \frac{d}{S_0} \quad (1-3)$$

成像系统的分辨率 $\Delta\theta$ 可以表示为：

$$\Delta\theta \propto \frac{\lambda}{nD} \quad (1-4)$$

其中， \propto 表示正比关系， λ 为照明光源的波长， n 表示光经过散射介质后的介质折射率， D 表示散射介质的有效孔径，孔径的大小可以通过加载光阑实现控制。

上述部分中，我们具体描述了基于光学记忆效应的散射基本成像模型，如公式(1-2)所示，当获得散斑图像后如何恢复图像将在接下来部分进行描述。意大利学者 J.Bertolotti，以色列学者 O.Katz 等人先后基于散斑自相关的特性，提出了基于光学散斑自相关的图像重建算法。当相机获得散斑图案后，散斑的自相关可以表示为：

$$\begin{aligned} I \star I &= (O * S) \star (O * S) \\ &= (O \star O) * (S \star S) \end{aligned} \quad (1-5)$$

其中， \star 表示自相关运算。由公式(1-5)可知，散斑的自相关可以表示为目标的自相关与系统 PSF 自相关的卷积。当前成像系统 PSF 的自相关 ($S \star S$) 可以近似为 δ 函数。所以，公式(1-5)可以简化为：

$$I \star I = (O \star O) + C \quad (1-6)$$

其中， C 表示自相关计算中的背景常数项。通常，在自相关图像恢复中，我们需要将背景常数项进行剔除。如果对公式(1-6)左右两边同时进行傅里叶变换，我们会获得什么呢？庆幸的是，我们获得了以下公式：

$$\mathcal{F}(I \star I) = \mathcal{F}(O \star O) \quad (1-7)$$

公式(1-7)继续可以简化为：

$$\begin{aligned} |\mathcal{F}(O)| &= \sqrt{\mathcal{F}(O \star O)} \\ &= \sqrt{\mathcal{F}(I \star I)} \end{aligned} \quad (1-8)$$

根据公式(1-8)可知, 我们可以通过计算的方式从散斑图像中获得隐藏目标的傅里叶振幅信息, 当获得目标的傅里叶振幅信息之后, 仍然缺失的是目标的傅里叶相位信息。图像恢复问题已经被转换为依据傅里叶振幅信息恢复傅里叶相位信息的问题, 幸运的是此类相位恢复问题在相位中属于常见问题。相位恢复算法不是本节研究的重点, 因此在本节中, 我们将简要介绍在后续图像恢复中所用到的基本相位恢复算法, 其算法流程如图1.5所示。该类型相位算法的核心思想为: 步骤一, 获得傅里叶振幅信息 $|\mathcal{F}(O)|$, 随机的给予随机的傅里叶相位初始值 ϕ , 并对其进行傅里叶变换, 进而将信号转换至空间域, 并获得目标的初始猜测 $g_t(x, y)$; 步骤二, 对信号 $g_t(x, y)$ 进行傅里叶变换, 将其变换至频域 $G_t(k_x, k_y)$, 将 $G_t(k_x, k_y)$ 的傅里叶振幅部分替换为 $|\mathcal{F}(O)|$, 保留其傅里叶相位信息, 此时的信号表示为 $G'_t(k_x, k_y) = |\mathcal{F}(O)| e^{i\phi(k_x, k_y)}$; 步骤三, 对信号 $G'_t(k_x, k_y)$ 进行再一次傅里叶变换, 将其转换至空间域, 根据目标信号的稀疏性及非负性, 设置约束条件, 对信号进行处理, 此时获得的信号表示为: $g'_t(x, y)$; 步骤四, 用 $g'_t(x, y)$ 替换为步骤一中的 $g_t(x, y)$, 并重复步骤二至步骤四, 直至满足约束条件停止此相位恢复程序。

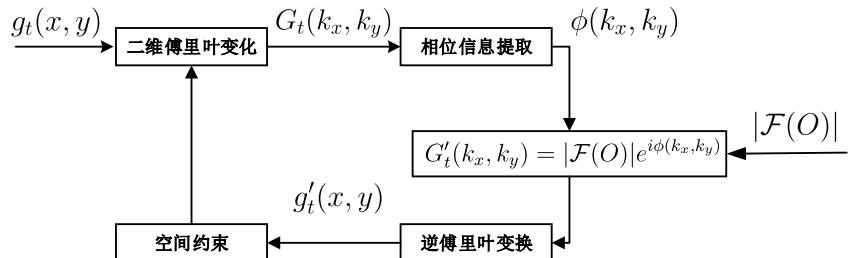


图 1.5 基本相位恢复流程图

在实际的应用中, 不同相位恢复算法在空间域采用不同的约束条件。例如, 混合输入输出 (Hybrid Input-Output, HIO) 算法的约束条件如公式(1-10)所示, 误差减小 (Error reduction, ER) 算法的约束条件如公式(1-9)所示。

$$g_{t+1}(x, y) = \begin{cases} g'_t(x, y) & (x, y) \notin \Gamma \\ g_t(x, y) - \beta g'_t(x, y) & (x, y) \in \Gamma \end{cases} \quad (1-9)$$

其中, β 为算法收敛性的参数, Γ 为满足约束条件的集合。

$$g_{t+1}(x, y) = \begin{cases} g'_t(x, y) & (x, y) \notin \Gamma \\ 0 & (x, y) \in \Gamma \end{cases} \quad (1-10)$$

1.2 光谱信息恢复及散斑自相关成像方法仿真验证

上述部分，我们对光谱信息恢复及散斑相关成像的基本原理继续了介绍，因此在本小节中，我们对上述的原理进行数字仿真验证及实验验证。B.Redding 等人在文献中以对基于光谱传输矩阵的光谱重建方法进行了详细的理论分析，所以在此我们对该方法进行简单的数值分析以及仿真验证。光谱重建的仿真原理如图1.2所示，分别记录不同波长输入光对应的散斑 I_λ ，并将 I_λ 存储在光谱传输矩阵中。然后，输入未知光谱 s_0 记录其对应的散斑信号 I_o ，根据公式 $s_0 = \arg \min_s \|I_o - \Phi S\|_2$ 对光谱 s_0 进行求解。在散斑图像重建方面，首先我们生成对应的 PSF，根据公式 (1-2) 生成目标对应的散斑，然后利用上述的散斑自相关成像方法进行图像恢复。

透过散射介质光谱成像的仿真参数如表1.1所示，仿真结果如图1.6所示，第一行，为成像臂在不同波长光照明情况下，相机 1 所探测到的散斑；第二行，为光谱臂在不同光谱不同波长光照明下，相机 2 所接收到的散斑；第三行，利用散斑相关成像方法所恢复的目标图像；第四行，利用光谱传输矩阵方法所恢复的光谱信息。从仿真结果图1.6第一列至第三列可以看出，当输入光为窄带宽的光源时，该光谱成像方法能够有效地恢复图标的空间信息和光谱信息。从图1.6第四列可以看出，当照明光源为宽谱光源时，该光谱成像方法仍然能够有效的重建目标的光谱信息和空间信息。

表 1.1 仿真参数

仿真参数	数值
光谱范围	600 ~ 650nm
光谱采样间隔	0.5nm
空间采样间隔	12.0 μm
散射介质维度	600 × 600

我们所用到的基于光谱传输矩阵的光谱重建方法对于系统的噪声叫敏感，不同的重建优化方法在抗噪声方面有着不同表现。于是，我们通过在系统中引入不同功率的高斯噪声，并且进行了相应的重建，计算重建信号与原始信号之间的相关系数，进而分析不同算法的抗噪性能。目前常用的重建算法有：吉洪诺夫正则化算法 (Tikhonov regularization,TR) 和凸优化算法 (Convex Optimization,CVX)。TR 和 CVX 重建算法在不同噪声水平下的光谱重建结果如图1.7所示。从图中看可以看出，随着噪声从 50dB 增加到 35dB，TR 和 CVX 两种重建算法的分别重建的光谱信号与原始信号之间相关系数接近于 1，但是当信噪比低于 35dB 时，CVX 重建结果的相关系数大于 TR 重建的相关系数。因此我们相信，CVX 在光谱重建方面的抗噪性能优于 TR。

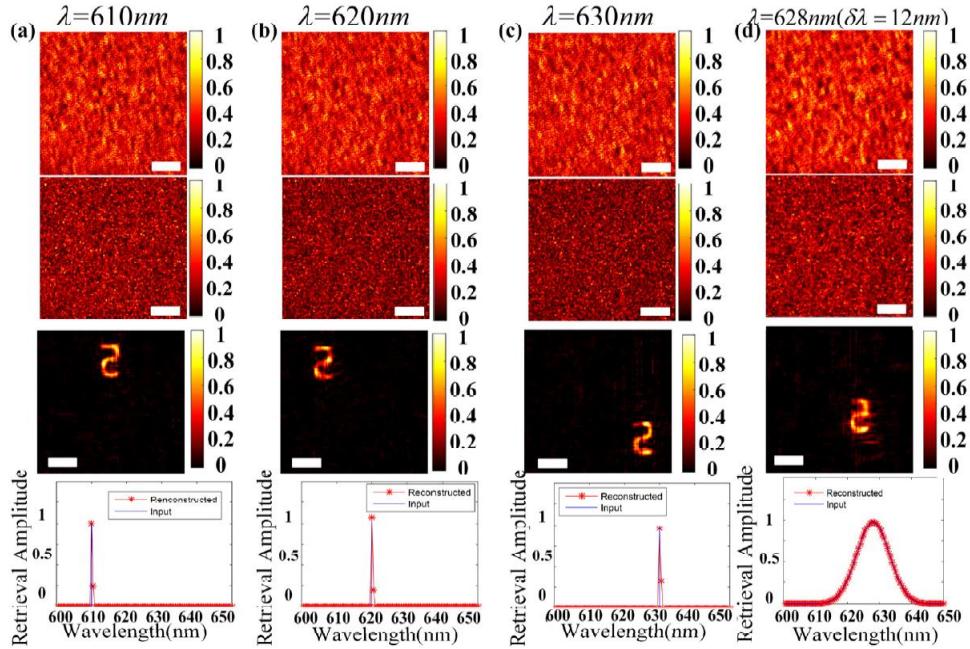


图 1.6 仿真结果

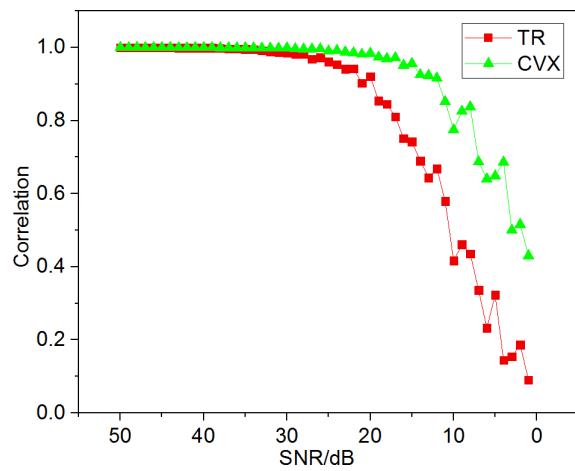


图 1.7 光谱重建算法的抗噪性能分析

1.3 光谱信息恢复及散斑自相关成像方法实验验证

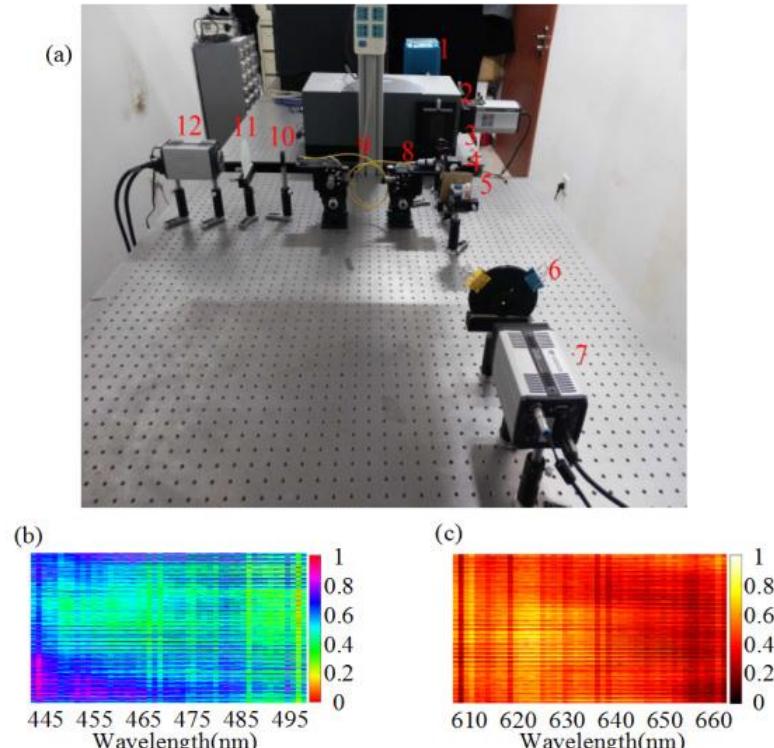


图 1.8 光谱成像实验装置图

实验光学装置如图1.8所示，①：光源，②：单色仪，③：准直器，④：分束器，⑤：目标，⑥：散射介质 1，⑦：相机 1，⑧：物镜，⑨：单模光纤，⑩：透镜，⑪：散射介质 2 和⑫：相机 2。在实验中，我们使用厚度为 2mm，颗粒度为 220 毛玻璃 (Thorlabs, DG10-220) 作为散射介质，目标为从分辨率测试靶标 (1951USAF, Edmund Company) 中选出的数字字符。实验中，我们需要对光谱臂进行预标定，目的是获取光谱臂的光谱传输矩阵。在预标定过程中，我们利用来自氙气灯 (Zolix, GLORIA-X500A) 的作为照明光源，并用安道尔单色仪 (Andor Spectrograph, Shamrock 500i) 对照明光源进行光谱过滤，产生光谱分辨率 (Full Width Half Maximum, FWHM) 为 1nm 的可调光源。实验中使用相机是 CMOS 相机 (Andor Zyla5.5)，像素尺寸为 $6.5\mu m$ 和像素数为 420 万。实验中，我们分别对 $445 \sim 495 nm$ 和 $610 \sim 660 nm$ 两个光谱波段进行标定，预标定后的光谱传输矩阵分别如图1.8b 和1.8c 所示。

对于光谱标臂来说，我们利用物镜 1 和单模光纤对目标所发出的光进行收集，使用透镜对透过光纤后的光进行准直。这样的结构能够保证在我们的实验过程中，只需要对光谱臂进行的单次的光谱矩阵标定。当完成光谱预标定后，我们采用了不同的目标对我们的系统进行测试，实验结果如图1.9所示。图1.9a 和1.9b 为利用单色光源照明时光谱信息恢复和目标空间信息重建结果，值得强调的是，此时我们使用的照明波

长为已标定的光源波长。我们的系统是否对未标定的连续光谱光源是否有效？们将在接下来部分进行详细分析。

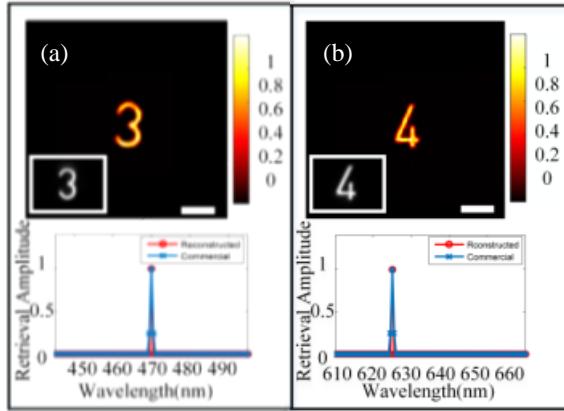


图 1.9 光谱成像实验结果图

1.3.1 光谱重建分析

对于我们的照明光源可以分为两种：窄带光源和宽谱光源。为了验证光谱重建的有效性，首先我们利用已标定的光谱波段作为照明光源，进行光谱重建的有效性验证。光谱标定矩阵如图1.8b 所示，在 $445 \sim 495\text{nm}$ 光谱范围内，利用可调光源分别产生单色光源对目标进行照明，波长分别为： 459nm 、 466nm 、 473nm 和 481nm ，并对其光谱信号进行重建，重建结果如所示1.10a。从图1.10a 可以看出，在于单色光源照明时，我们能够有效的重建照明的光源的光谱信息。同理，在 $610 \sim 660\text{nm}$ 光谱范围内，进行了相同的实验，实验结果如图1.10b 所示。

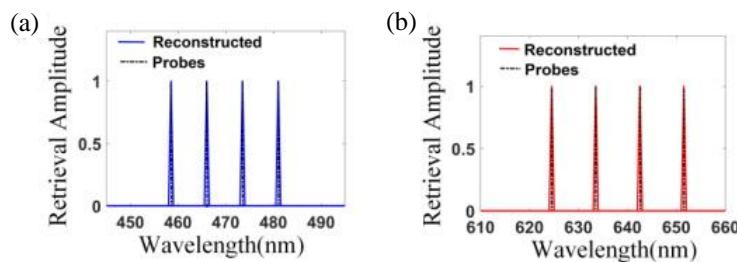


图 1.10 光谱重建结果

此后，我们采用更多标定的单色光源进行照明，并分别对光谱信号进行重建，实验结果如图1.11所示。从图1.11可以看出，重建信号与输入信号的光谱信号具有一致性。当连续光谱光源照明时，是否能够有效地重建光谱信号？因为已在仿真部分进行验证，所以此处我么将直接进行实验验证。首先采用 LED 光源作为照明光源，其中心波长和带宽分别为： 470nm 和 14nm ，其光谱重建结果和空间信息重建结果如图1.12a 所示。为了进一步验证宽谱照明的有效性，利用红光 LED 进行照明，其中心波长和

带宽分别为：625nm 和 14nm，对应的实验结果如图1.12b 所示。至此，我们分别对窄谱和连续光谱照明时的光谱重建有效性进行了仿真验证和实验验证。

对比图1.9和1.12，可以明显看出窄谱光源照明时，图像重建的效果优于宽谱光照明时的图像重建效果。我们将在接下来部分进行分析。

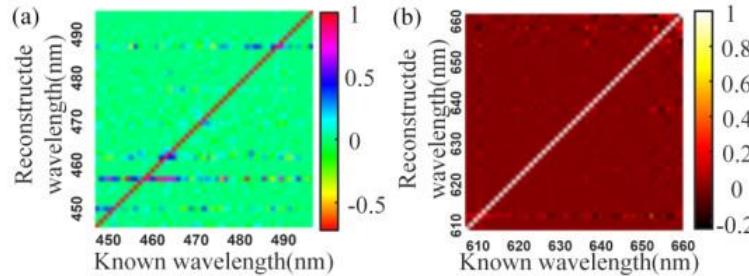


图 1.11 光谱重建结果

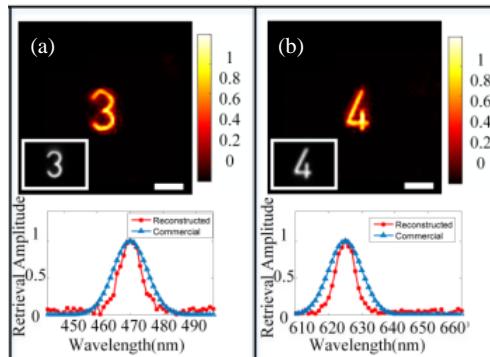


图 1.12 宽谱照明时实验结果

1.3.2 散斑相关成像分析

为了分析不同带宽光源照明时，对于散斑相关成像的效果影响，我们分别利用窄谱和宽谱光源进行照明，并分别利用散斑相关成像技术进行图像恢复，实验结果如图1.13所示。实验中采用了 FWFIM 分别为：1nm 和 16nm 的照明光源。从图1.13可以看出，窄谱光源照明时所对应的图像重建结果优于宽谱光源照明时的成像结果，造成此现象的主要原因是由于散斑的相关性变化引起的。理论上，当利用窄谱光源照明时，其散斑相关成像的理论模型如公式 (1-6) 所示。当使用宽谱光源照明时，散斑成像的理论模型为：

$$\begin{aligned} I \star I &= (O * S) \star (O * S) \\ &= (O \star O) * \left\{ \sum_{i=1}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_i} + \sum_{i=1}^M \sum_{j \neq i}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_j} \right\} \end{aligned} \quad (1-11)$$

其中， S_{λ_i} 为系统 PSF, λ_i 为照明光源波长。与公式 (1-6) 相比，公式 (1-11) 拥有额外项 $\sum_{i=1}^M \sum_{j \neq i}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_j}$ 。当使用窄谱光源照明时， $\sum_{i=1}^M \sum_{j \neq i}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_j}$ 的值远远小于

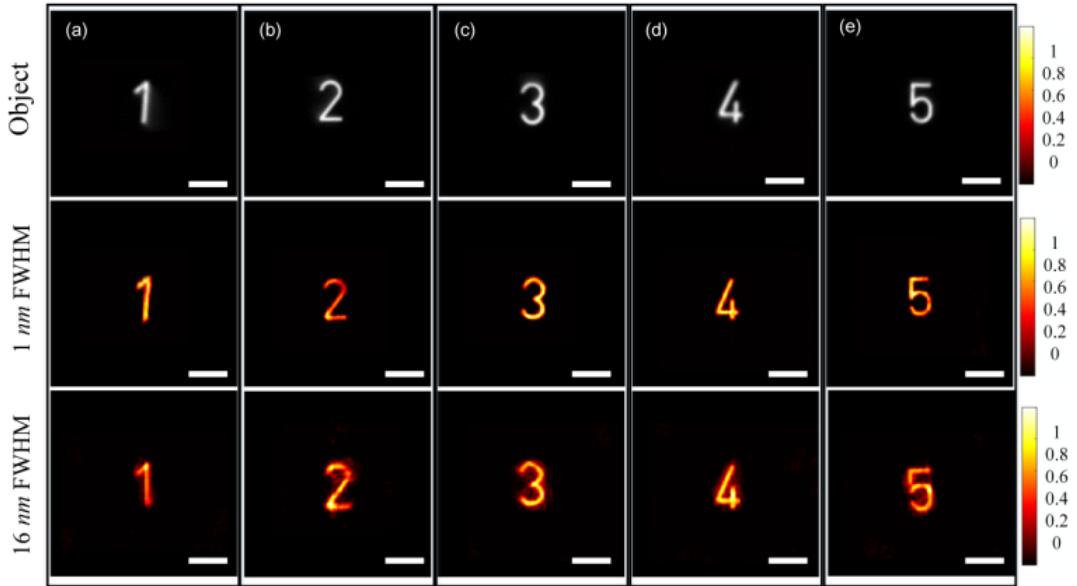


图 1.13 宽谱照明时实验结果

$\sum_{i=1}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_i}$ 项，可忽略不计，在最终的相位恢复过程中影响可以忽略。当使用宽谱光源照明时， $\sum_{i=1}^M \sum_{i \neq j}^M S_{\lambda_i} \star S_{\lambda_j}$ 的值随之增加，导致所恢复目标的傅里叶振幅信息中具有较多噪声，进而致使最终的重建效果变差。从图1.13可以看出，随着照明光源的带宽增加，重建结果变得模糊。实验结果与理论分析相一致。

1.4 光谱传输矩阵方法的扩展

在1.2节中，我们对光谱传输矩阵的基本原理进行了阐述。此处的光谱传输矩阵本质上为强度光谱传输矩阵。我们能够利用此光谱传输矩阵，从散斑图像中恢复光谱信息。此光谱传输矩阵的核心思想为：建立了光谱信息与散斑图案的一一对应关系。是否能够受到此思想的启发，建立空间信息与光谱信息的一一对应关系，进而实现目标空间信息的重建？答案是：YES。当光通过折射率非均匀介质时，如：毛玻璃、纸张、生物组织等，会引起散射效应，出射光场变得紊乱而随机，形成一系列散斑。传统的光学成像方法在散射作用的影响下无法有效地获得目标信息，因此研究透过散射介质的新型成像方法具有重要的意义。迄今为止，利用光学散射特性成像技术已经展开了大量研究，例如，已提出了波前调制、光学相干层析、超快激光飞行时间成像法、散射矩阵测量、散斑相关等方法。2007年，I.M. Vellekoop 等人首次提出了波前调制技术对入射光波前进行调制，实现了透过散射介质聚焦与成像。但波前调制技术有很大的局限性：首先，波前调制技术需要复杂的反馈调制过程，才能实现明显的聚焦效果；其次，波前调制技术属于主动式成像，无法用于被动式成像系统。2012年，J. Bertolotti 等提出了一种非侵入式散射成像方法。该方法利用光学记忆效应，通过计算

强度散斑的自相关并结合相位恢复算法实现了透过散射介质成像。2014年，O. Katz等提出了一种基于光学记忆效应的单帧散斑自相关的散射成像方法，该方法不仅保持了原有方法非侵入式成像的特点，而且具有极高的时间分辨率，在活体生物样本成像领域有巨大潜力。同时，A. K. Singh等利用无透镜傅立叶全息成像技术，通过统计平均的方式抑制散斑实现了透过散射介质成像。2016年，E. Edrei等提出了基于去卷积的透过散射介质的超分辨率显微成像，以系统点扩散函数 (Point Spread Function, PSF) 为先验知识，通过去卷积的方法实现透过散射介质成像。综上所述，目前已有的透过散射介质成像方法受到以下限制：(i) 需要接收完整的散斑信号；(ii) 需要窄谱光源作为照明光源。因此，如何突破这些限制对于透过散射介质成像的发展具有重要意义。

此处，我们提出基于空间-光谱传输矩阵 (Spatial-Spectral Transmission Matrix, SSTM) 的散射成像方法，结合非线性优化算法，有效地利用散射介质的随机色散特性实现了透过散射介质成像。与传统散射成像方法相比，基于 SSTM 的散射成像方法无需接收散斑，并且以宽谱光源作为照明光源，实现了透过散射介质成像。其基本思路是点源目标经过散射介质后在像面形成散斑，利用光谱仪接收像面上固定位置的光谱信号，将不同位置点源目标对应的光谱信号组成光谱传输矩阵，最后利用目标重建算法实现透过散射介质成像。该方法的核心思想为：利用散射的介质的光谱多样性和空间多样性，建立空间信号与光谱信号的对应关系，结合非线性优化算法，进而实现了透过散射介质的成像。

1.4.1 基本原理

散射介质作为一个随机的二维光谱色散元件，当入射光透过散射介质时会受到散射作用的影响，在像面形成散斑。对于像面上的散斑分布而言，不同空间位置点源目标对应的散斑分布不同，其光谱信息也存在差异。当照明光源一定时，相机面所接收到的散斑分布可以由公式 (1-1) 可知。相机面所接收到强度与各个点源目标位置之间的关系，其所接收到强度信号可以表示为：

$$I(r_c, \lambda) = |E(r_c, \lambda)|^2 = |A \iint E(r_o, \lambda) e^{\frac{ik}{2d}(r_s - r_o)^2} P_{up.}(r_s, \lambda) T(r_s, \lambda) e^{\frac{ik}{2S_o}(r_c - r_s)^2} dr_o dr_s|^2, \quad (1-12)$$

为了方便分析点源目标与相面所接收到散斑信号分布关系，所以将公式 (1-12) 简化为：

$$I(r_c, \lambda) = A^2 |\iint E(r_o, \lambda) \beta(r_o, r_s) dr_o dr_s|^2 \quad (1-13)$$

其中， $\beta(r_o, r_s, \lambda) = e^{\frac{ik}{2d}(r_s - r_o)^2} P_{up.}(r_s, \lambda) T(r_s, \lambda) e^{\frac{ik}{2S_o}(r_c - r_s)^2}$ ， $k = 2\pi/\lambda$ 。因此，当在相

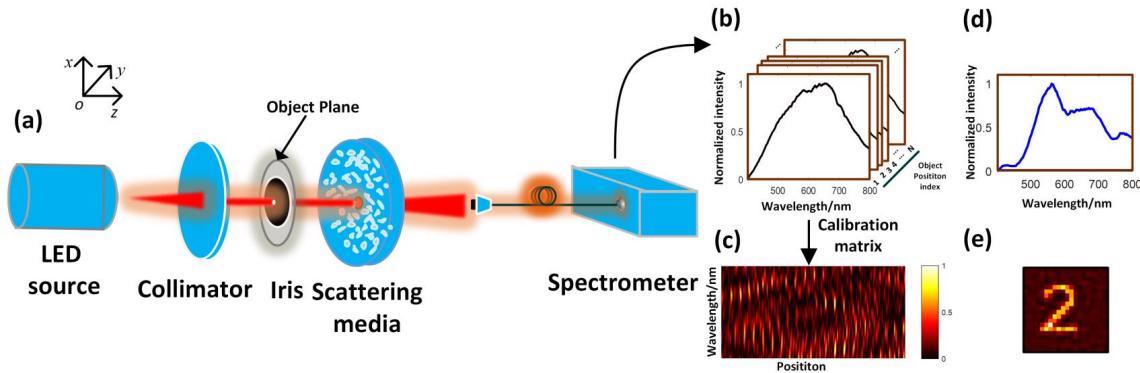


图 1.14 基于 SSTM 的透过散射介质成像系统示意图

机面选定感兴趣区域时，该区域所接收到的光谱信号可以表示为：

$$S_{r_c}(\lambda) = \int I(r_c, \lambda) dr_c \quad (1-14)$$

通过分析式(1-12)-(1-14)可知，像面的散斑图样分布的细节依赖于散射介质的所引起的相位变化和照明光的波，也取决于点源目标的位置。同时散射介质具有波长多样性和角度多样性，所以当系统其它参数一定时，点源目标的位置发生改变，散斑的图样也会发生变化。同理，当照明光源的位置发生变化时，相机感兴趣区域所接收的接收到的光谱信号也会随之改变。所以利用源目标的位置改变带来的光谱多样性，结合 SSTM 实现透过散射介质成像。

1.4.2 SSTM 标定原理

图1.14为基于 SSTM 的透过散射介质成像系统示意图，系统主要包括：宽谱 LED 光源、准直系统、光阑、散射介质和光纤光谱仪。光源发出的光经过准直器准直后，照射在光阑上形成点源目标，点源目标的光透过散射介质，最终在像面上形成散斑，光谱仪用来接收像面上固定的位置的光谱信号。

SSTM 标定方法如下：首先，经准直后的白光 LED 光源（具有一定光谱带宽）经过光阑（光阑空间位置为 r_1 ，如图1.15a 所示），入射到散射介质表面，在介质后方形成随机的散斑场，利用光谱仪在固定位置接收光谱信号 S_{r_1} ；其次，将光阑位置移动至 r_2 ，光谱仪保持位置不变接收相应的光谱信号 S_{r_2} ；依次移动光阑位置对物面进行扫描，光阑的移动路径如图1.15a 中白色箭头所示，分别记录不同物空间位置对应的光谱信号 S_r ；最后，将不同的物空间位置对应的 S_r 合成后的 SSTM 如图1.15 b 所示，即完成 SSTM 标定。SSTM \mathbb{S} 可表示为：

$$\mathbb{S} = [S_{r_1}, S_{r_2}, \dots, S_{r_n}, S_{r_{n+1}}, \dots] \quad (1-15)$$

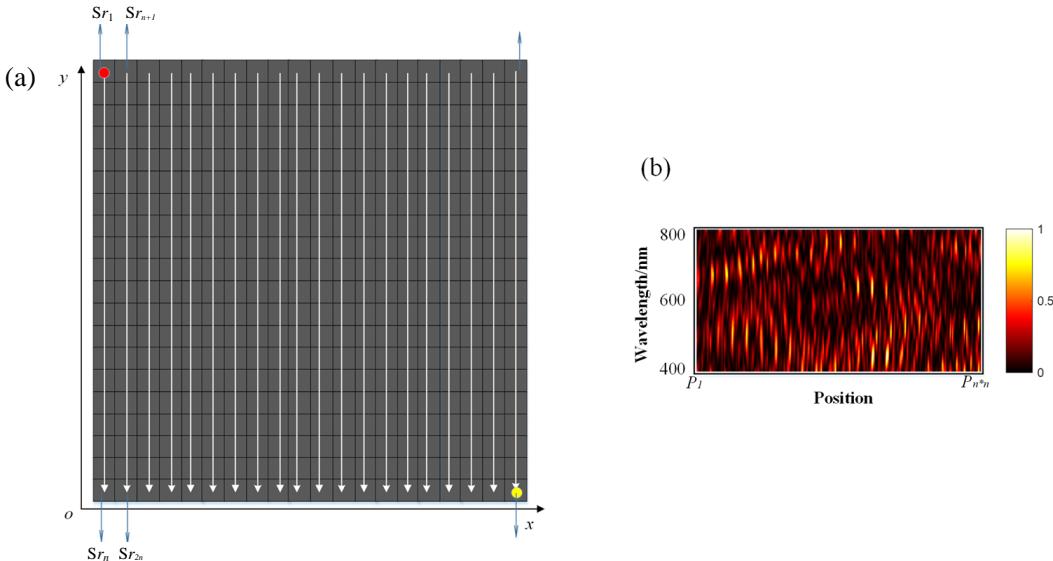


图 1.15 SSTM 标定示意图

1.4.3 目标重建算法

基于光谱传输矩阵的透过散射介质成像模型可以表示为：

$$S_{measured} = \mathbb{S}O \quad (1-16)$$

其中： $S_{measured}$ 为光谱仪所接收的带重建目标产生的光谱信号； \mathbb{S} 为光谱传输矩阵； O 为待重建目标信号。

从计算角度考虑，对 SSTM 矩阵 \mathbb{S} 直接求逆，便可以重建出目标信号，即 $O = \mathbb{S}^{-1}S_{measured}$ ，但在数学上，直接对 \mathbb{S} 求逆矩阵属于病态问题（当矩阵的行和列不相等时）。传统的方法是采用奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）对矩阵求伪逆。因此，目标信号可以表示为：

$$O = VD^{-1}U^T S_{measured} \quad (1-17)$$

其中，上标 T 代表矩阵转置； $VD^{-1}U^T$ 是 \mathbb{S} 的 SVD 分解。

在实际实验中，噪声无法避免。如何有效地抑制噪声，将对该方法的使用有着重要的意义。我们在矩阵求逆算法的基础上，结合模拟退火算法，提出了一种混合型的非线性优化算法。在此混合型非线性优化算法中，将公式 (1-17) 所表示的成像模型转化为能量最小化模型，即：

$$E = \|S_{measured} - \mathbb{S}O\|^2 \quad (1-18)$$

将矩阵求逆方法与模拟退火算法相结合，求解最优化 O 。在模拟退火算法的单次优化中，将 O 中的一个元素乘以随机数 $\alpha (0.5 \leq \alpha \leq 2.5)$ ，在此过程中将生成一个新的信号

O' 。则能量改变可以表示为:

$$\Delta E = \|\mathbf{S}_{measured} - \mathbb{S}\mathbf{O}\|^2 - \|\mathbf{S}_{measured} - \mathbb{S}\mathbf{O}'\|^2 \quad (1-19)$$

以 $\exp[\Delta E/t_0]$ 概率接受 O 元素的更新(即: $O = O'$), 其中 t_0 为系统初始温度。在整个优化过程中, 对 O 中的每个元素依次进行更新, 并且系统温度 t 随着优化进行而减小。当系统温度较高时, 模拟退火算法具有较高的概率去接受非准确的元素更新结果; 当系统温度较低时, 模拟退火算法具有较高的概率去接受更优化的元素更新结果(注: 当 $\Delta E \geq 0$ 时, O 的元素更新结果全部被接受)。

于是, 我们将矩阵求逆算法和所提出的混合型非线性优化算法进行对比, 其结果如图1.15所示。其中, 1.16a 为矩阵求逆算法的重建结果; 1.16b 为混合型非线性优化算法的重建结果。为了定量化描述重建信号的误差, 需要计算重建信号与已知信号之间的标准差 μ 。

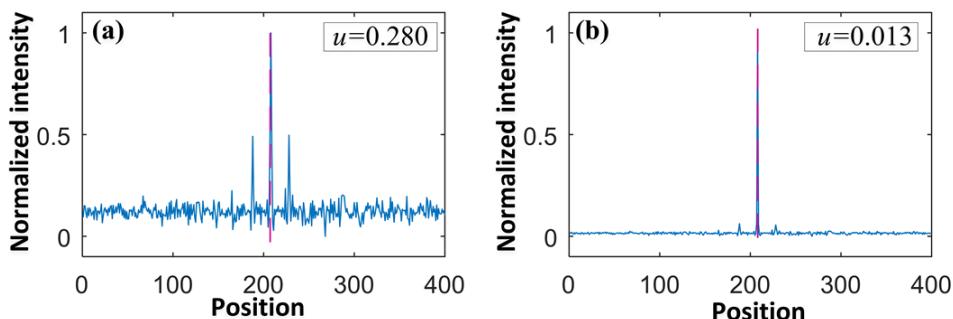


图 1.16 不同算法的重建结果对比

由实验结果看出, 利用矩阵求逆算法的重建信号与已知信号相对误差较大(标准差为 0.280), 无法有效抑制噪声, 混合型非线性优化算法的的重建误差为 0.013, 有效地抑制了噪声并且减小了重建结果的误差。另外, 传统的模拟退火算法一般需要几百次上千次优化才能寻找到最优化的结果。但是, 我们所利用的混合型非线性优化算法利用矩阵求逆的方法给模拟退火算法提供初始猜测 O , 从而有效地减少了优化次数和抑制噪声, 并且提高了重建信号的准确性。

1.4.4 实验结果

基于光谱传输矩阵的散射成像实验系统如图1.14所示。实验中, 采用白光 LED (Throlabs, QTH10, 光谱的半高全宽 FWHM: 230nm) 作为光源, 扩束准直器 (Throlabs, GBE20-A) 进行光束准直, 散射介质 (Thorlabs, DG10-220) 置于光阑后 200mm 处和光谱仪 (Throlabs, CCS200) 置于散射介质后 180mm 处。因为本系统的空间分辨率约为 100 μm , 于是实验中选用的光阑孔径为 200 μm 。利用三维位移平台 (Throlabs,

MBT613D/M) 将光阑位置按图1.15所示的标定方法实现 SSTM 标定, 位移平台步进为 $100\mu m$, 将物面 $4 \times 4 mm^2$ 的面积划分为 20×20 等大小网格。

当光谱传输矩阵标定完成后, 首先以点源作为目标, 验证基于 SSTM 的散射成像效果。实验结果如图1.17所示, 图1.17a 为原始目标、图1.17b 为利用矩阵求逆所重建目标的结果和图1.17c 为混合型非线性优化算法实现目标重建的结果。通过对比可以看出, 混合型非线性优化算法对噪声的抑制效果明显优于传统的矩阵求逆算法。

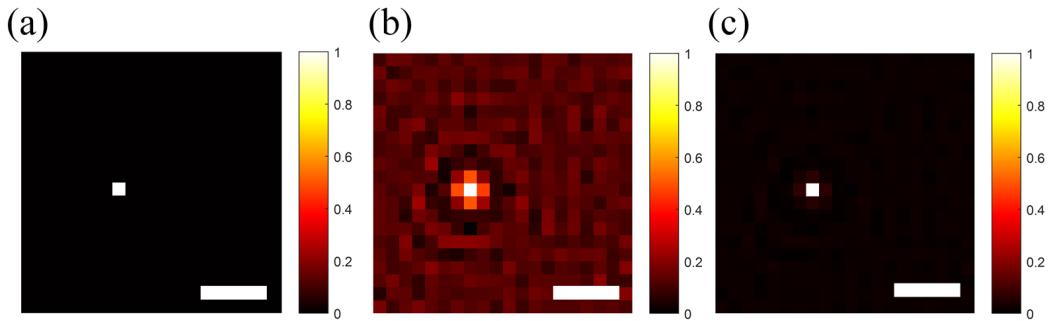


图 1.17 点源目标的重建结果

为了更好地验证混合型非线性优化算法在基于 SSTM 透过散射介质成像应用的可行性和有效性, 我们利用数字目标进行实验, 并将基于矩阵求逆方法的实验结果和混合型非线性优化算法的实验结果进行了比较。实验结果如图1.18所示, 其中, 混合型非线性优化算法的目标重建结果如图1.18a2 所示, 利用矩阵求逆方法的目标重建结果如图1.18a3 所示。图1.18a4 定量比较了图1.18a2—1.18a3 中两条虚线对应的强度分布。为了定量分析重建效果, 我们将图像信噪比定义为: 目标重建信号 (原始目标对应的区域强度值) 与背景噪声 (除去目标区域的强度分布的平均值) 之间的比值。经计算可得基于矩阵求逆的方法与非线性优化算法对应的信噪比分别为: 3.3328 和 5.5669。由此说明, 混合型非线性优化算法能够有效地抑制背景噪声, 将信噪比提高 1.7 倍以上, 更适合于基于 SSTM 的透过散射介质成像。图1.18b (1.18c) 与图1.18a 相似, 仅所采用的数字目标不同。

基于 SSTM 的透过散射介质成像方法需要说明以下三点。首先, 与传统透过散射介质成像方法相比, 该方法将 SSTM 与散射介质的色散特性相结合, 实现了透过散射介质成像。传统光谱传输矩阵方法一直以来被用于光谱信号的重建。传统透过散射介质成像方法例如波前调制、光学相干层析、超快激光飞行时间成像法、散射矩阵测量和散斑相关等方法只适用单色光或者窄谱光源照明, 而散射介质的光谱多样性被忽略。其次, 该方法的视场 (Field of View, FOV) 和像距有一定的限制。因为散射介质的色散特性与散射介质的散射自由程有关, 一般来说相距的选择主要考虑两方面因素: (i) 散斑场的分布特点和 (ii) 光谱信号的信噪比。当像面距散射介质距离较近时, 未形成有效的散斑, 光谱信号的位置多样性不能充分体现; 当像面距散射介质

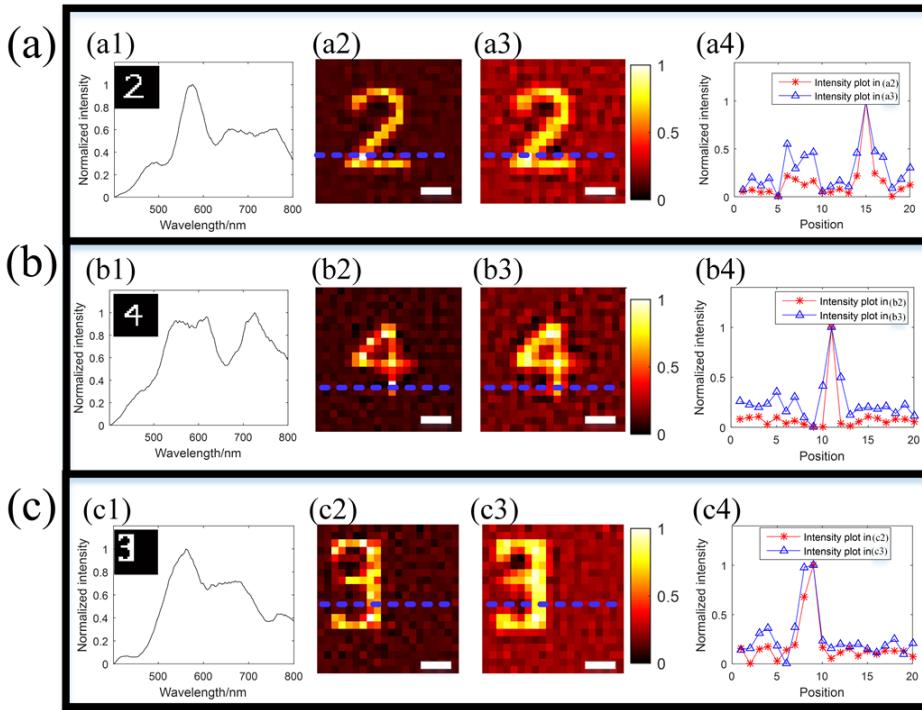


图 1.18 数字目标的重建结果

距离较远时，光谱仪所接收到的光谱信号较弱、信噪比较低，对于目标重建和光谱传输矩阵测量都将引入误差，其 FOV 受到散射介质的光学特性、系统孔径和物面尺寸等多种因素的限制。

1.5 讨论

在本章前面的内容中，我们首先对绍了基于光谱传输矩阵的光谱重建方法和基于光学记忆效应的散斑相关成像方法进行了介绍，并将其有机的结合，实现了利用散射介质的光谱信息恢复和目标恢复。然受，受到光谱传输矩阵方法的启发，我们将光谱传输矩阵的概念扩展到空间维度，实现了基于 SSTM 的透过散射介质成像。虽然透过数值仿真与实验验证，证明了以上方法的有效性，然而以上方法仍具有各自的局限性，具体如下：

(1) 基于光谱传输矩阵的光谱重建方法

对于光谱矩阵的光谱重建方法而言，其核心在于对于系统的光谱传输矩阵预标定。在完成预标定之后，该方法的使用对系统的稳定性要求极其苛刻。而且，该方法的光谱分辨率受到散射介质的光谱去相关带宽限制。该方法的核心步骤为预标定，本质上记录了不同波长照明下各自的光谱指纹，而对于光谱指纹的选区不同也会对光谱重建的效果造成影响。当选取增大时，光谱的矩阵维度随之增加，但是光谱重建的精度提高；当选区减小时，其光谱重建的结果也会变差。不同的光谱重建算法，将会

获得不同的的重建结果，如何选择合适的光谱重建优化算法也是未来亟待解决的问题之一。未来的潜在应用中，将光纤束作为散射介质，对其进行光谱传输矩阵标定，利用其实现光谱成像是潜在的应用的方法。但是其成像空间分辨将会受到单根光纤直径限制，其光谱分辨率会受到光纤长度的影响。

(2) 基于光学记忆效应的散斑相关成像方法

基于光学记忆效应的散斑相关成像方法受限于光学记忆效应的范围，当目标小于光学记忆效应范围时，隐藏目标的傅里叶振幅能够通过散斑自相关方法有效的获取；但是当目标大于光学记忆相应范围时，该方法不能够有效的获取隐藏目标的傅里叶振幅信息。当不能获取隐藏目标的傅里叶振幅消息时，将无法利用前面小节所提到的相位恢复算法进行傅里叶相位恢复，因此导致无法恢复隐藏目标。当目标小于光学记忆效应范围时，该方法仍有存在以下问题：其一，目前所使用的相位恢复算法通常采用随机相位作为相位恢复的初始猜测，当初始猜测不同时，可能导致不同的最终恢复结果。为了恢复到满意的结果，通常我们需要多次尝试，直至恢复到满意的结果，该恢复结果具有不确定性。其二，目前所采用的相位恢复算法，无法确定目标的方向信息，目标方向信息的丢失会影响该方法在更多场景下的应用。其三，该方法对目标的稀疏性有着严格的要求，通常难以实现连续的体目标进行成像，在成像过程中会丢失掉诸多细节信息。最后，该方法通过自相关的方式去除掉系统 PSF 的影响，然而系统 PSF 包含了系统的诸多特性，如果能够有效的利用 PSF，将有助于更好的恢复目标信息。

(3) 基于 SSTM 的透过散射介质成像方法

基于 SSTM 的散射成像方法受到散射介质的色散特性的影响，该方法需要进行预标定，无法对为标定的系统实现图像恢复。其成像分辨受到光谱仪分辨率的限制，也同时受到空间光谱多样性的限制。因此，该方法通常无法实现高分辨率或者复杂目标的成像。

1.6 本章小结

本章中我们首先对基于光谱传输矩阵的光谱重建模型和散斑相关成像的模型进行了介绍，它们分别被用来重建散斑的光谱信号和散斑所携带的隐藏目标的结构信息。我们对以上两种方法进行了有机的结合，利用散射介质实现了目标的结构信息恢复和光谱信息恢复，同时也进行了相应的实验，对以上方法进行实验验证。例如：我们通过实验证明了，当目标的照明光源为窄谱光源时，该方法能够有效的恢复目标的光谱信息和结构信息。随后，我们也实验证了该方法对与宽谱光源照明时的有效性。同时，针对窄谱光源照明和宽谱光源照明时的结果差异进行了分析，得知当宽谱

光源照明时，不同波长 PSF 之间的互相关项导致所恢复的隐藏目标的傅里叶振幅信息的准确度降低，进而造成重建结果的模糊。此外，我们受到光谱传输矩阵思想的启发，我们对 SSTM 方法进行了理论阐述，通过实验证明了基于 SSTM 的散射成像方法的有效性。最后，我们对本章中所涉及的三种方法的局限性，如：基于光谱传输矩阵的光谱重建方法受到预标定矩阵的影响，其光谱分辨率和光谱重建算的等问题；分析了基于光学记忆相应的散斑成像方法所存在的问题，其成像范围受到光学效应范围的影响，相位恢复算法所引入的重建不确定性，目标的分辨率问题。最后，我们也对基于 SSTM 的透过散射介质成像方法的限制进行了简单陈述。我们将会针对散斑相关成像的相位恢复问题展开工作，尝试在相位恢复过程中保存目标的相位信息。

在第四章中，受到天文成像中三阶相关的相位恢复方法的启发，将三阶相位相关的相位恢复算法应用到散斑相关成像中实现对隐藏目标的恢复。该方法能够有效的保持隐藏目标的方向信息，进而利用此特性实现了透过散射介质的彩色成像。

第二章 基于三阶相关相位恢复的彩色成像方法

透过复杂散射介质或在介质内部的光学成像对于生物医学应用来说是一项艰巨的挑战。其根本问题在于，通过散射介质的光会被强烈散射并扩散成复杂的散斑图案，使物体的颜色和空间信息变得无序混乱^[1-5]。在散射介质成像的领域中，许多方法已被证明能够克服或利用散射效应^[6-11]，例如自适应光学^[7]、波前整形^[8]、相关成像^[1,4]、多光子荧光成像^[9,10]、鬼成像^[11] 和光学相干断层扫描成像^[12]。

同时，通过散射介质进行的彩色成像^[13-15] 在对深层组织的非侵入性成像和其他生物医学应用方面扮演着重要的角色，进一步的发展将有利于生物医学应用。随着空间光调制器技术的发展，利用波前整形技术实现了透过散射介质实现彩色成像^[14,15]。然而，波前整形技术耗时较长，需要对众多像素或者模式进行逐个优化，难以在非入侵的情况下实现波前优化整形。20017 年，新加披学者 Sahoo 等人^[15] 利用光学光谱点扩散函数（Spectral Point Spread Function, sPSF）^[2,5] 的去相关性，通过去卷积技术，实现了透过散射介质的彩色成像和光谱成像。然而，该方法受到光谱去相关带宽的和去卷积计算的限制，仍然存在以下缺点：(i) 需要对系统的 sPSF 进行标定；(ii) 成像质量对光学系统稳定性要求极其苛刻。因此，在不标定系统 sPSF 的情况下，通过传统的彩色成像技术实现散射介质的彩色成像仍然是一个巨大挑战。

在前面章节中，我们对散斑相关成像的方法进行了阐述，并进行了相关实验验证，实验证明了基于光学记忆效应的散斑相关成像方法能够有效的实现对隐藏目标的成像。该方法的核心思想为：通过计算散斑的自相关 $I \star I$ ，移除掉系统 PSF 的影响，根据维纳辛钦定律进而获得隐藏目标的傅里叶振幅信息。以恢复隐藏目标的傅里叶振幅信息为支撑，利用相位恢复算法进而实现了隐藏目标的傅里叶相位信息猜测，实现了隐藏目标的成像。常见的相位恢复算法需要尝试多次的随机初始猜测，才能较好的恢复图像，但是该方法难以保证正确的恢复隐藏目标的方向信息。当所恢复的隐藏目标方向信息不能保证时，对于透过散射散射介质的彩色成像造成了更大困难。我们是否能够找到恰当的相位恢复算法，确定性的恢复目标，进而实现透过散射介质的彩色成像？

在本章中，我们提出了一种基于三阶相关相位恢复的透过散射介质的彩色成像方法。首先，我们证明了三阶相关相位恢复技术的基本理论；其次，我们通过仿真和实验的方式验证了基于三阶相关相位恢复的散射成像有效性；最后，我们通过实验的方式验证了基于三阶相关相位恢复的透过散射介质的彩色成像方法的有效性。与其他相位恢复技术相比，该相位恢复技术可以保留隐藏目标的方位信息，无需额外步骤

或更多先验信息去实现透过散射介质的彩色成像。此外，我们的方法有可能实现透过散射介质的光谱成像。

2.1 基于三阶相关相位恢复算法的彩色像基本理论

首先，我们对本章将要进行的彩色成像理论进行简单陈述。该散射成像方法可以简单理解为：即从分别获取 RGB 三通道的图像，然后合成彩色图像。RGB 三通的图像信息如何获取？我们可以通过彩色相机或者通过添加滤波片的形式进行分别获取。当分别获取 RGB 通道的散斑后，我们需要分别对单个散斑进行处理，即分别从散斑中获取隐藏目标的傅里叶振幅信息和相位信息。当分别获取恢复 RGB 通道后的图像后，我们进行相应的图像合成，基本原理如图2.1所示。图2.1中， P_1, P_2 和 P_3 分别表示所获取的不同通道的散斑， P'_1, P'_2 和 P'_3 表示分别从 P_1, P_2 和 P_3 中所恢复的隐藏目标信息。然后，将 P'_1, P'_2 和 P'_3 合成最终的彩色图像 P 。

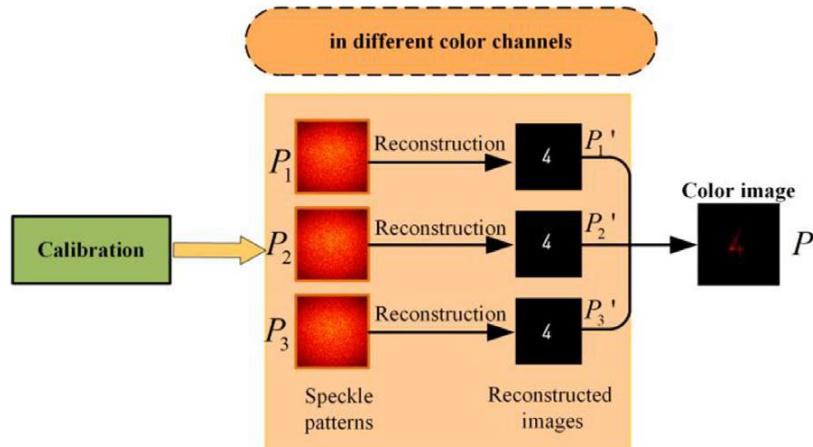


图 2.1 透过散射介质彩色成像的基本原理

在最终合成彩色图像前，如何从单帧散斑中恢复隐藏目标的信息并保存目标的方向信息，如图2.2所示，我们将在接下来部分进行详细介绍。单帧的透过散射介质成

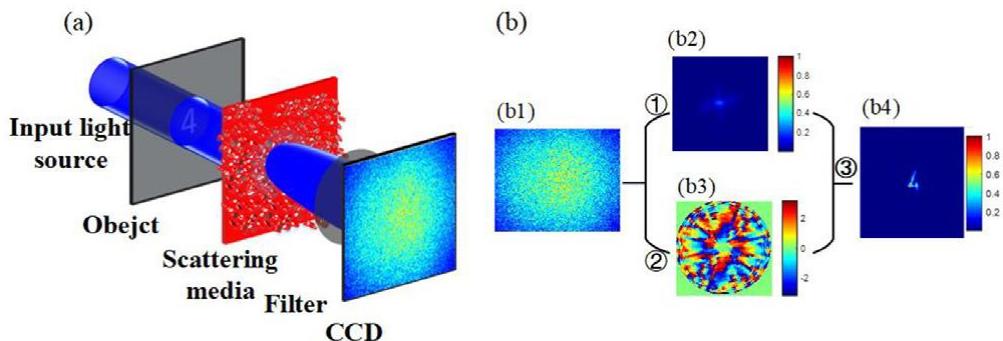


图 2.2 单帧的透过散射介质成像示意图

像原理。2.2a 为实验装置示意图：一束非相干光照亮物体，来自物体的透射光照亮散射介质，最终在 CCD 上产生散斑图案。2.2b 为图像恢复流程：(b1) 为散斑图案；(b2) 为物体的傅立叶振幅；(b3) 物体的傅立叶相位和 (b4) 所恢复的物体。其中，①表示自相关过程，②表示三阶相关相位恢复过程，③表示逆傅立叶变换过程。

2.1.1 振幅恢复

在散射介质光学效应区域内时，系统的 PSF 具有空间平移不变性，所以系统的成像模型可以卷积形式表示：

$$\begin{aligned} I &= (O * S) \\ &= \iint O(x) * S(x) dx \end{aligned} \quad (2-1)$$

其中，* 表示卷积符号， I 表示相机所接收到的散斑强度图像， O 表示目标和 S 表示系统的 PSF。

然后通过计算所获得的相机强度散斑图案的自相关，可以获得目标图案的自相关，如公式 (2-2) 所示：

$$\begin{aligned} I \star I &= \iint O(x) * S(x) dx \star \iint O(x) * S(x) dx \\ &\cong (O \star O) \end{aligned} \quad (2-2)$$

其中， \star 表示自相关运算。

根据维纳辛钦定理可知，物体的自相关为其物体的功率谱。因此，我们可以通过傅里叶变换的形式，从物体的自相关中恢复物体的傅里叶振幅信息 $|\mathcal{F}(O)|$ ，如公式 (2-3) 所示：

$$|\mathcal{F}(O)| \cong \sqrt{\mathcal{F}(I \star I)} \quad (2-3)$$

其中， \mathcal{F} 表示傅里叶变换运算。

2.1.2 相位恢复

2016 年吴腾飞等人^[16]受到天文成像的启发，将三阶相关的相位恢复算法引入到散斑自相关成像技术中，三阶相关的相位恢复算法流程如图2.3所示，其中，(a) 为散斑图案；(b) 为子散斑图案（滤波后）；(c) 为来自第 m 个子散斑图案的一维信号的三阶相关相位；(d) 所恢复物体的最终傅立叶相位。 (θ) 表示 Radon 变换的角度，在 (b) 和 (d) 中用红色双箭头标记)。

在此相位恢复过程中，隐藏目标的傅立叶相位将从众多子散斑图案中所恢复。首先，我们通过应用 $W_m(x, y)$ 的方窗函数将散斑图案 (2.3a) 划分为 M 个子散斑图案

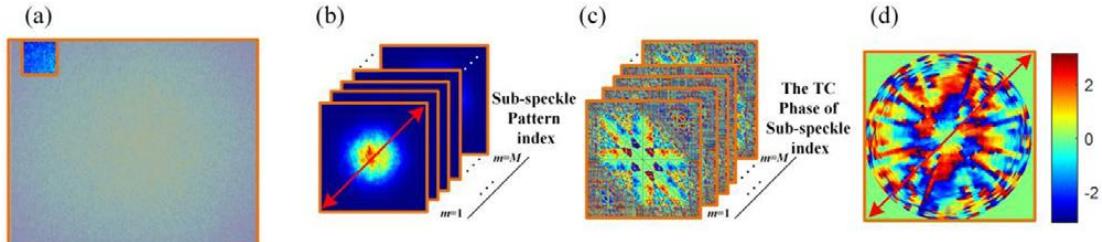


图 2.3 三阶相关的相位恢复算法流程如图

$I_m(x, y)$ (2.3b)。其中，每个子散斑图案 $I_m(x, y)$ 具有相同的宽度和高度，统一大小尺寸的子散斑将有助于后期的并行信号处理，且子散斑之间选取重叠区域为 90%。

第 m 个子散斑图案 $I_m(x, y)$ 的强度分布可以表示为^[5,17]:

$$I_m = O * S_m \quad (2-4)$$

其中， O 表示目标的强度分布； S_m 表示第 m 个子散斑图案所对应的 PSF。

在傅里叶空间，公式 (2-5) 可以表示为^[5,17]:

$$\mathcal{F}\{I_m\} = C_m * \mathcal{F}\{O\} \quad (2-5)$$

其中， C_m 表示第 m 个子散斑图案所对应系统的光学传递函数 (Optical Transfer Function, OTF)。

当目标位于光学记忆效应范围之内时，其成像系统可以看作是为多个点源目标的系统相应函数的非相干叠加^[5,17]。因此，该系统的振幅传递函数 H_m 可以展开为两个函数的乘积如公式 (2-6) 所示。

$$H_m = P_m \cdot R_m \quad (2-6)$$

其中， P_m 表示散射介质所引入的影响， R_m 表示光瞳函数所引入的影响。在此我们假设 R_m 为一个平稳的随机变量。

同时， OTFC_m 是振幅传递函数 H_m 的归一化自相关，即：

$$\begin{aligned} C_m(\mu) &= \frac{\int H_m(\mu) \cdot H_m^*(\mu + \mu') d\mu'}{\iint |H_m(\mu')|^2 d\mu'} \\ &= \frac{\int P_m(\mu) \cdot P_m^*(\mu + \mu') \cdot R_m(\mu) \cdot R_m^*(\mu + \mu') d\mu'}{\iint |P_m(\mu) \cdot P_m^*(\mu + \mu') \cdot R_m(\mu) \cdot R_m^*(\mu + \mu')|^2 d\mu'} \end{aligned} \quad (2-7)$$

根据三阶相关理论^[18,19]，公式 (2-5) 可以表示为：

$$\mathcal{F}\{I_m\}^{(3)} = C_m^{(3)} * \mathcal{F}\{O\}^{(3)} \quad (2-8)$$

其中， $\cdot^{(3)}$ 表示三阶相关运算。

在天文成像中，可以通过多帧图像平均的方式获得光学系统的 OTF。透过散射介质成像，其成像模型与天文成像中的模型极其相似。天文成像通过时间平均的方式实现了光学系统 OTF 的获取，我们将在散斑成像中通过空间平均的方式实现。我们将将散斑图划分为 M 个子散斑图来执行，假设每个子散斑具有各自的 OTF。因此，通过散射介质成像的 OTF 可以表示为：

$$C(\mu) = \langle C_m(\mu) \rangle \quad (2-9)$$

其中， $\langle \cdot \rangle$ 表示平均运算。

根据三阶相关理论^[18,19]，公式 (2-9) 可以表示为：

$$\langle C_m(\mu, \nu)^{(3)} \rangle = \langle C_m(\mu) C_m(\nu) C_m(-\mu - \nu) \rangle \quad (2-10)$$

然后，我们将公式 (2-7) 带入公式 (2-10) 可以获得：

$$\begin{aligned} \langle C_m(\mu, \nu)^{(3)} \rangle &= \iiint P_m(\mu') P_m^*(\mu + \mu') P_m(\mu') P_m^*(\mu' + \nu) P_m(\omega) P_m^*(\omega - \mu - \nu) \\ &\quad \langle R_m(\mu') R_m^*(\mu + \mu') R_m(\mu') R_m^*(\mu' + \nu) R_m(\omega) R_m^*(\omega - \mu - \nu) \rangle d\mu' d\nu' d\omega \end{aligned} \quad (2-11)$$

根据散射特性，我们可知散射介质的散射效应 R_m 是符合高斯统计且具有各态历经性的特点，并且相互之间的相关函数为 δ ，所以我们将天文学中的时间平均替换为空间平均，即；

$$\langle R_m(\mu') R_m^*(\mu' + \mu) \rangle = \delta(\mu) \quad (2-12)$$

将公式 (2-12) 带入公式 (2-11)，我们可以获得

$$\begin{aligned} \langle C_m(\mu, \nu)^{(3)} \rangle &= \langle C_m(\mu) \rangle \langle C_m(\nu) \cdot C_m(-\nu - \mu) \rangle + \\ &\quad \langle C_m(\mu) \cdot C_m(\nu) \rangle \langle C_m(-\nu - \mu) \rangle + \\ &\quad \langle C_m(\nu) \rangle \langle C_m(\mu) \cdot C_m(-\nu - \mu) \rangle - \\ &\quad 2 \langle C_m(\nu) \rangle \langle C_m(\mu) \rangle \langle C_m(-\nu - \mu) \rangle + \\ &\quad + \kappa(\mu, \nu)^{(3)} \end{aligned} \quad (2-13)$$

其中，函数 $\kappa(\mu, \nu)^{(3)}$ 的定义为：

$$\begin{aligned} \kappa(\mu, \nu)^{(3)} &= \int |P_m(\omega)|^2 \cdot |P_m(\mu + \nu + \omega)|^2 \\ &\quad [|P_m(\mu + \omega)|^2 + |P_m(\nu + \omega)|^2]^2 d\omega \end{aligned} \quad (2-14)$$

由公式 (2-1) 可知, $\kappa(\mu, \nu)^{(3)}$ 取决于散射介质孔径函数的影响 P_m 。然后, 我们将公式 (2-13) 带入公式 (2-8) 可得:

$$\begin{aligned} \langle C_m(\mu, \nu)^{(3)} \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} = & \langle C_m(\mu) \rangle \langle C_m(\nu) \cdot C_m(-\nu - \mu) \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} + \\ & \langle C_m(\mu) \cdot C_m(\nu) \rangle \langle C_m(-\nu - \mu) \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} + \\ & \langle C_m(\nu) \rangle \langle C_m(\mu) \cdot C_m(-\nu - \mu) \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} - \quad (2-15) \\ & 2 \langle C_m(\nu) \rangle \langle C_m(\mu) \rangle \langle C_m(-\nu - \mu) \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} + \\ & + \kappa(\mu, \nu)^{(3)} \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} \end{aligned}$$

在公式 (2-15) 中, $\langle C_m(\mu) \rangle$ 拥有与天文散斑成像中长曝光时 OTF 相同的特性。因此, 他是非零的, 只有轴上 $\mu = 0$, $\nu = 0$, $\mu = -\nu$ 和 $\mu = \nu = 0$ 时值为零。所以, 继续推导公式 (2-15) 可得:

$$\langle C_m(\mu, \nu)^{(3)} \rangle \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} \approx \kappa(\mu, \nu)^{(3)} \cdot \mathcal{F}\{O\}^{(3)} \approx \langle \mathcal{F}\{I_m\}^{(3)} \rangle \quad (2-16)$$

根据公式 (2-14) 可知: $\kappa(\mu, \nu)^{(3)}$ 与散射介质的影响 R_m 无关。因此, 公式 (2-16) 可以简化为:

$$\mathcal{F}\{O\}^{(3)} \approx \langle \mathcal{F}\{I_m\}^{(3)} \rangle \quad (2-17)$$

因此, 目标的三阶相关相位 $\mathcal{F}\{O\}^{(3)}$ 近似等于所有子散斑三阶相关相位的平均 $\langle \mathcal{F}\{I_m\}^{(3)} \rangle$ 。

根据三阶相关理论, 目标的傅里叶相位 ϕ_l 和子散斑图案的三阶相关的相位 $\beta_m^{(3)}$ 应满足方程:

$$\exp[i\phi(l)] = \exp [i(\phi(\mu) + \phi(\nu) - \langle \beta_m^{(3)}(\mu, \nu) \rangle)] \quad (2-18)$$

其中, $\nu = l - \mu$,

$$\beta_m^{(3)}(\mu, \nu) = \arg [\mathcal{F}\{I_m\}(\mu) \cdot \mathcal{F}\{I_m\}(\nu) \cdot \mathcal{F}\{I_m\}(-\mu - \nu)] \quad (2-19)$$

然后, 根据公式 (2-18) 可以恢复隐藏目标的傅里叶相位信息。在傅立叶域中, 第一个频率的值与物体的位置有关。在实践中, 我们将第一个频率 ϕ_1 和 ϕ_0 的相位设置为零。为了避免直接计算二维图像的三阶相关所引入的巨大计算工作, 通过 Radon 变换^[20] 将子散斑图案转换为多个一维信号, 计算多个以为信号的三阶相关。如图2.3c 所示, 其为来自第 m 个子散斑的某一以维信号的三阶相位 $\beta_m^{(3)}(\mu, \nu)$, 在此过程中, 使用 “Higher Order Spectral Analysis Toolbox” Matlab 工具包进行三阶相关的相位计算。

我们根据中心切片定理，将多个角度的 Radon 变化后所最终获取的一位信号的傅里叶相位信息进行整合，获得最终的傅里叶相位信息。

2.1.3 仿真验证及方法对比

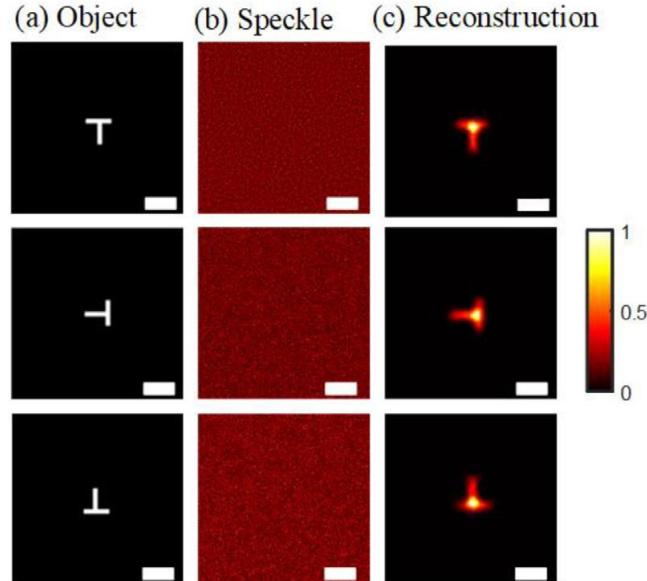


图 2.4 基于三阶相关相位恢复的散斑成像仿真结果

为了验证基于三阶相关相位恢复的散斑成像的有效性，我们进行了相应的数字模拟仿真，其结果如图2.4所示。从图2.4可以看出，原始目标的方向与重建的目标的方向完全保持一致，该特性保证了透过散射介质彩色成像的顺利进行。此外，我们将不同的相位恢复算法：三阶相关，HIO 和广义近似信息传递的相位恢复算法（Phase Retrieval via Generalized Approximate Message Passing, prGAMP 所重建的结果进行了对比，其结果如图2.5所示，其中图（a）为原始目标；（b）为散斑图案；（c）为三阶相关相位恢复算法所对应的重建结果；（d）为 HIO 算法所对应的重建结果；（e）为 prGAMP 算法所对应的重建结果。实验结果同时也证明了基于三阶相位恢复算法能够保证正确的恢复隐藏目标的图像。通过以上的仿真结果和实验结果可以得出：三阶相位相关相位恢复算法能够有效的恢复隐藏目标的方向信息。于是，这一特性能够确保在彩色成像中不用颜色通道中的方向时正确的，该特性有利于合成彩色图像。

2.2 成像系统与结果分析

2.2.1 成像系统

如第 2.1 节所描述，隐藏目标的三阶傅里叶相位与子散斑的三阶相关傅里叶相位的平均值相等。在进行彩色成像实验之前，我们将进行再一次实验验证，确保该算法

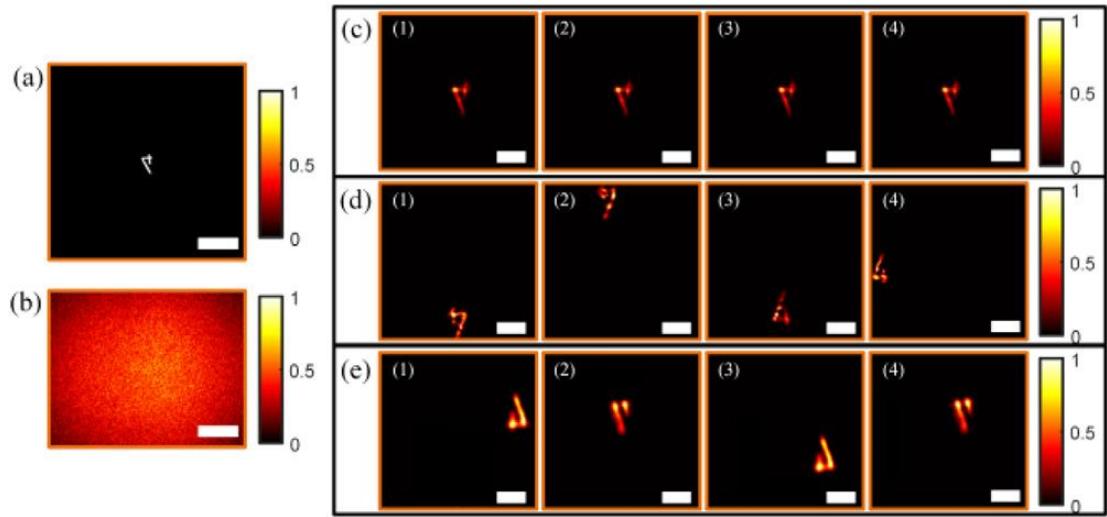


图 2.5 不同相位恢复算法重建结果对比

能够有效的恢复目标的方向信息。于是，我们改变目标的方向，其分别为： $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ$ 和 270° ，实验结果如图2.7所示。对于实验中的每种情况，该方法都可以有效的重建图像，并且重建图像的方向信息与原始目标的的方向信息一致。实验结果进一步表明，利用三阶相关相位恢复技术可以确保保持目标的方向信息并恢复目标的图像。

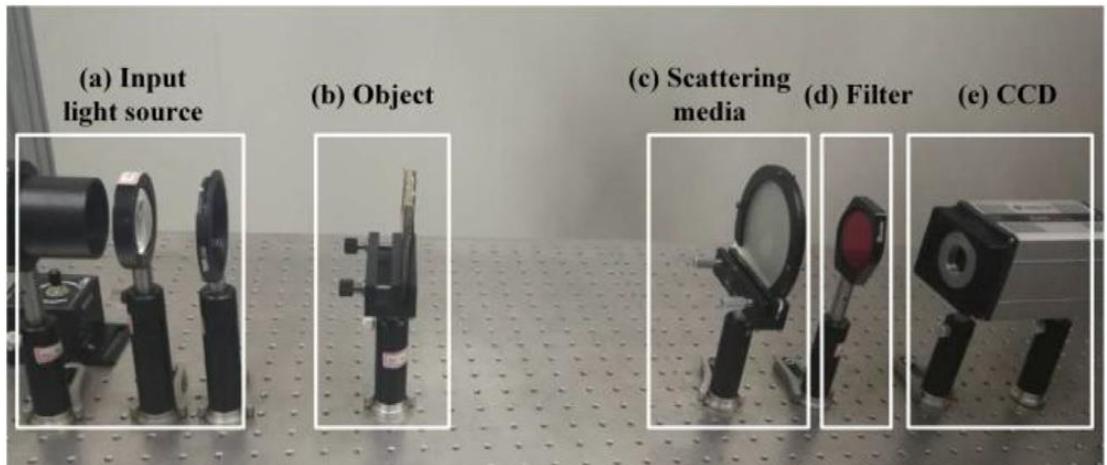


图 2.6 基于三阶相关相位恢复的实验装置图

2.2.2 实验结果

我们采用的实验装置图如2.6所示，通过彩色打印的方式制作不同的目标。散射介质与目标的之间的距离大于为 70cm ，散射介质与相机之间的距离为 10cm 。首先，我们制作了透明的目标，验证彩色成像方法，实验结果如图2.8所示。图2.8(a) 为原始目标，图2.8(b), (c) 和 (d) 分别为利用不同干涉滤光片后所获取的不同 RGB 彩色通道的散斑，图2.8(e), (f) 和 (g) 分别对应于散斑 (b), (c) 和 (d) 所重建的各自图案，图2.8(h)

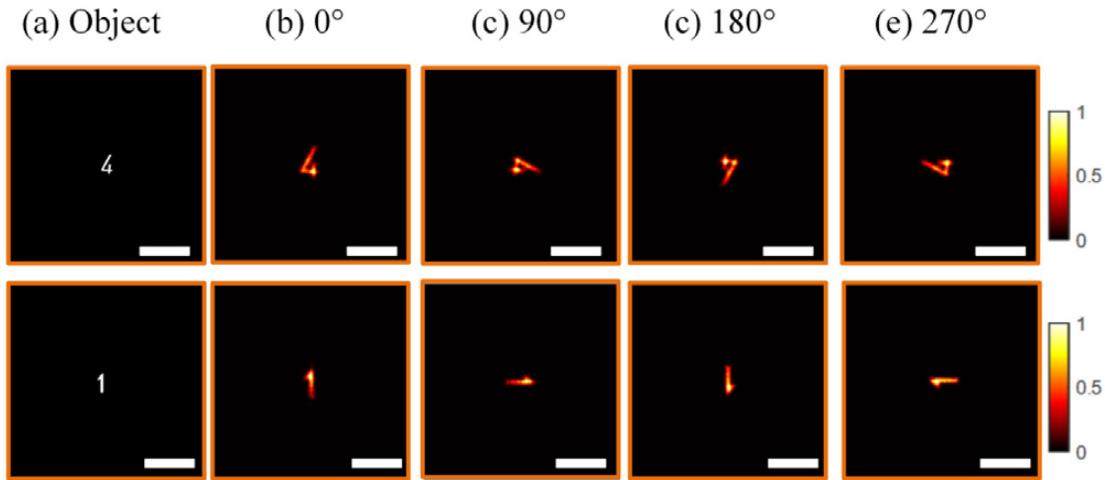


图 2.7 基于三阶相关相位恢复的实验结果

为通过将 RGB 散彩色通道进行合成的图像。当彩色成像方法被证明后，我们采用了不同的彩色目标进行了实验，实验结果如图2.9所示。

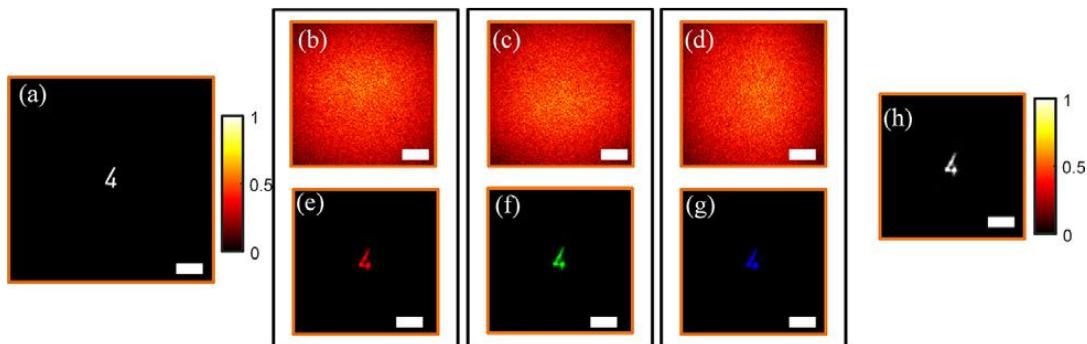


图 2.8 彩色实验结果

图2.8和图2.9证明了我们所提出的透过散射介质的彩色成像方法。值得注意的是：在图2.8和图2.9中我们所使用的目标均为简单目标，即同一目标的彩色信息相同。但是在实际应用过程中，除非我们考虑复杂颜色的对象，否则证明其有效性是不够的。对于复杂的颜色对象，尽管可以通过我们所提出的通向恢复方法恢复不同颜色通道中的图案，但对象在不同颜色通道中的相对位置仍然未知。为了确定物体在不同颜色通道中的相对位置，我们采用参考目标，参考物体在不同颜色通道中的透射率几乎相等，且具有固定形状，利用参考目标去获取不同颜色通道中所恢复目标的相对位置。

为了证明我们的方法能够实现复杂彩色目标成像，我们制作了特殊的彩色目，该目标同拥有不同的三种颜色，是实验结果如图2.10所示。如图2.10(a) 所示，数字“1”为绿色，数字“4”为红色，参考目标为透明目标。图2.10(b) 上部分展示了通过图像恢复方法从相应颜色通道的散斑图案中恢复的彩色图像。红色通道图像中出现数字“1”，绿色通道图像中出现数字“4”，参考对象同时出现在红色通道、绿色通道和蓝

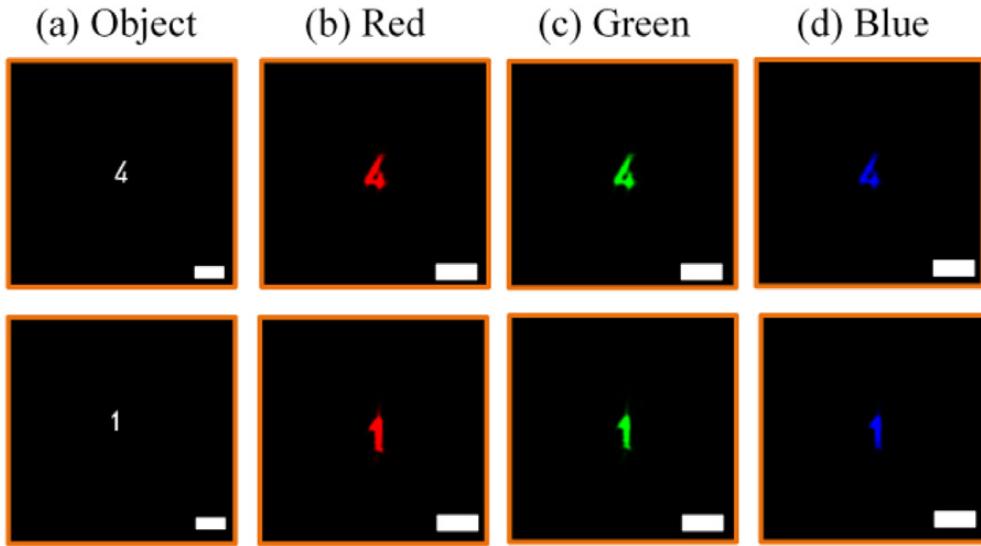


图 2.9 不同目标的彩色实验结果

色通道中。在图2.10(b)下部分中显示了重建图像中虚线所应的强度信息。然后根据参考目标的位置，我们将 RGB 通道的彩色图像进行叠加，得到图2.10(c) 中的“全彩”图像。

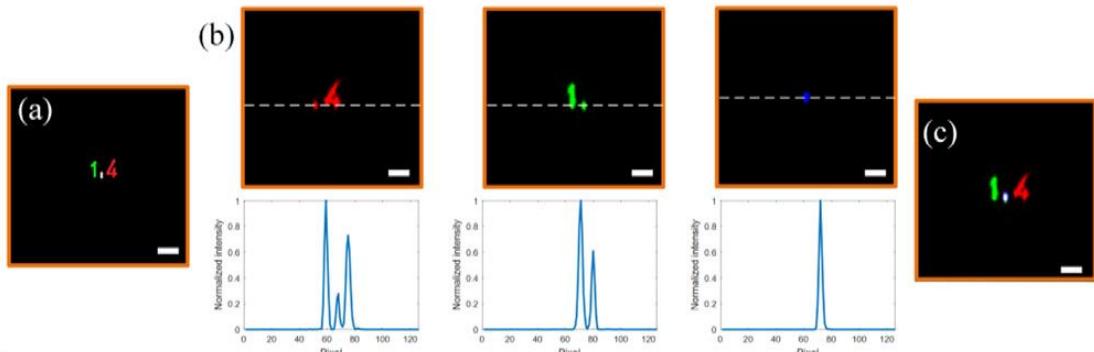
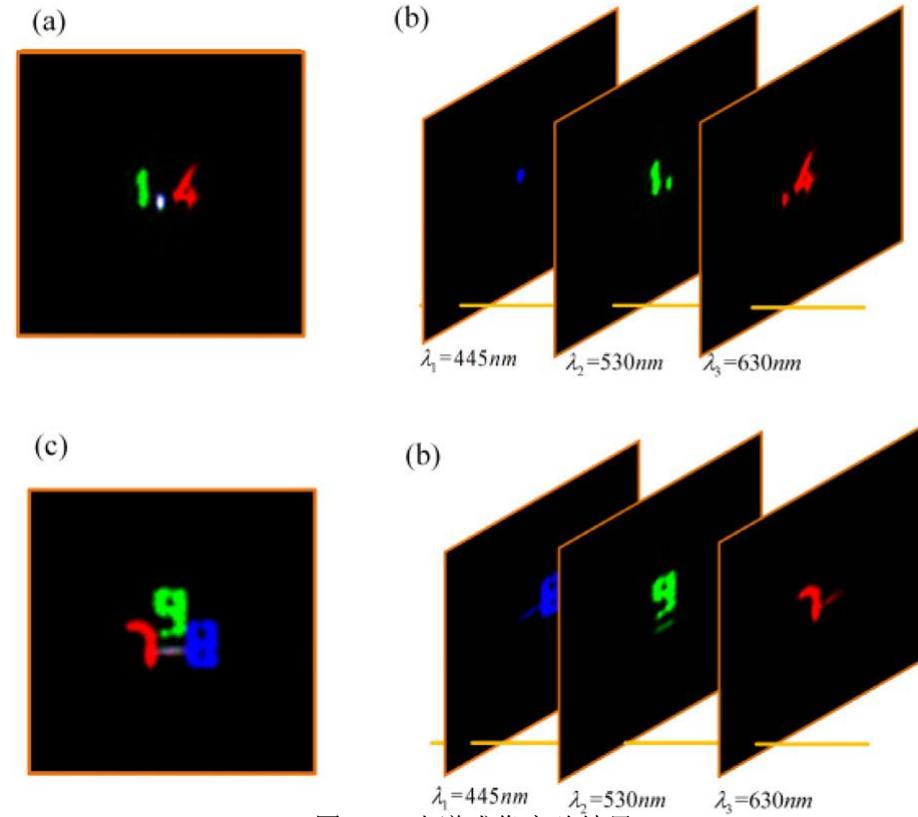


图 2.10 复杂目标的彩色实验结果

尽管已经提出了许多基于散斑的成像方法，但是通过散射介质进行光谱成像仍然是一项艰难的挑战。但是，我们所提出的彩色成像方法能够与传统的光谱成像方法相结合，实现光谱成像。原则上，我们用不同的干涉滤光片获取不同光谱通道的散斑，进行分别重建，然后进行数据整合。于此，我们进行了简单的实验验证，实验结果如图2.11所示。在实验中，我们获取的光谱通道分别为： $\lambda_1 = 445nm$ ， $\lambda_2 = 530nm$ 和 $\lambda_3 = 630nm$ 的光谱数据，分别进行图像重建显示。

2.2.3 成像分析

在基于三阶相关的相位恢复算法中，我们需要将子散斑进行 Radon 变换，即将二维信号投影为 $0 \sim \pi$ 等分布的一维信号，然后进行三阶相位恢复。Radon 变换时，



所选取角度数量的多少会对最终的成像结果有所影响。在实验中，我们通常所采用的投影角度数量为 18。为了更加直观的进行展示不同投影数所造成的最终影响，我们进行了相应的仿真，结果如图2.12所示。从图2.12(a-d)可以看出，随着投影数量的增加，成像质量也随之变高。当投影数量较少时，丢失了较多的傅里叶相位信息，导致不能较好的恢复图像。

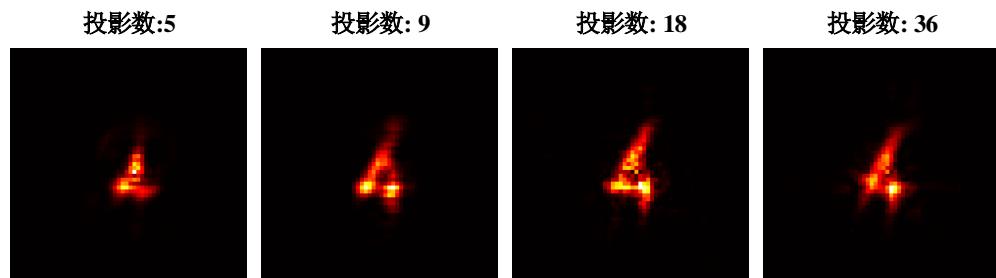


图 2.12 不同投影数的对比结果

与传统的散斑相关成像方法相比，基于三阶相关相位恢复算法所获取的相位信息与振幅信息获取步骤独立，不受到散斑自相关方法的振幅信息获取影响。传统的相位恢复算法所恢复的相位信息取决于已知的傅里叶振幅信息，当所获得傅里叶振幅信息不准确时，所恢复的傅里叶相位信息也将变得不准确。但是三阶相关相位恢复算

法的相位恢复步骤与傅里叶振信息相互独立，在最终图像恢复方面具有更强的抗噪性能。我们进行了相关分抗噪性能分析，其实验结果如图2.13所示。具体实验步骤如下：首先，选取实验所获取的散斑；其次，加载不同级别功率的高斯白噪声至散斑图案（通过 Matlab 自带的 awgn 函数实现）；其次，利用散斑图像重建算法实现图像重建。从图2.13可以看出，当信噪比大于 10dB 时，HIO 和三阶相关相位恢复算法均能有效的重建目标；当信噪比小于 10dB 时，HIO 不能恢复目标，三阶相关相位恢复算法仍能有效的重建目标。甚至，当信噪比为 1dB 时，三阶相关相位恢复算法仍能有效的重建目标。从实验结果可知，我们所使用的三阶相关相位恢复算法在透过散射介质成像方面有着较好的抗噪性能。

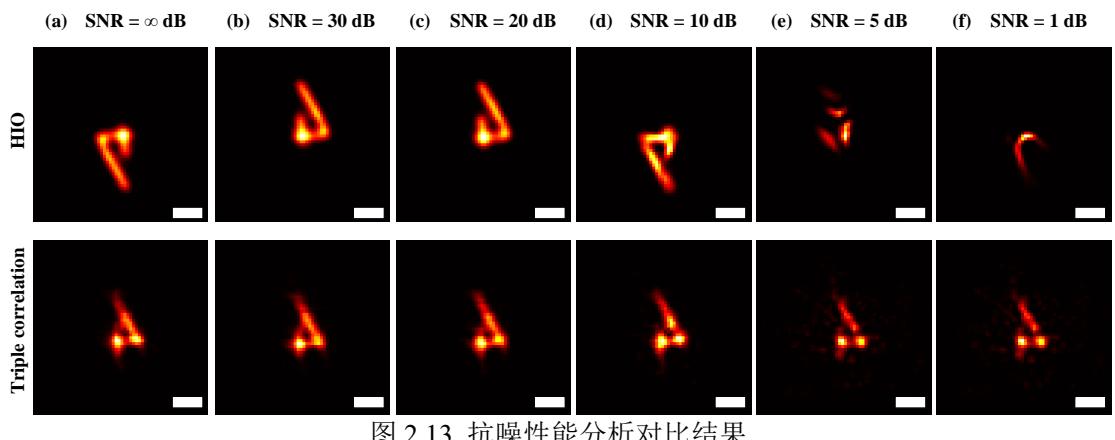


图 2.13 抗噪性能分析对比结果

在进行子散斑分割时，子散斑的尺寸应该接近于目标尺寸地 2 倍左右（单一轴），通常我们可以通过散斑地自相关来估计目标尺寸的大小。为了研究各个子散斑之间的重叠率对于最终重建的影响，我们尝试了子散斑重叠率分别为：20%，40%，60% 和 80% 时所对应的重建结果，重建结果如图2.14所示。从图中可以看出，当重叠率为 80% 时，隐藏目标可以被成功重建；当重叠率为 60% 时，重建效果变差，但仍可以较完整的重建目标；当重叠率为 40% 时，重建结果已经难以辨认；当重叠率减少至 20% 时，重建目标为变得更为模糊。根据三阶相关相位恢复的理论可知，最终所恢复的相位需要通过对多帧子散斑的相位进行平均计算。该平均过程能够有效地抑制噪声，当子散斑重叠率变小时，对于噪声的抑制效果变差，导致最终重建结果变差，如图2.14(d3) 所示；当子散斑之间的重叠率较高时，能够有效地对噪声进行抑制，获得更好地重建地结果，如图2.14(a3) 所示。虽然随着重叠率减小，最终地成像质量变差。但是值得注意的是，虽然重叠率很低，但是重建结果仍然保持了隐藏目标地方向信息，如图2.14(d3) 绿色轮廓所示。从公式2-16可知，需要通过诸多子散斑之间的平均过程，消除不同子散斑所对应子孔径内所引入的散射效应。同时从图2.14(a2)-(d2) 可以看出，当子散斑之间重叠率较高时，我们能够获取较准确的傅里叶相位信息，极

大的抑制噪声所；当子散斑之间的重叠率较低时，不够能较好的抑制噪声，相对获取误差较大的傅里叶相位信息，此处的实验结果也是对此理论的证明。

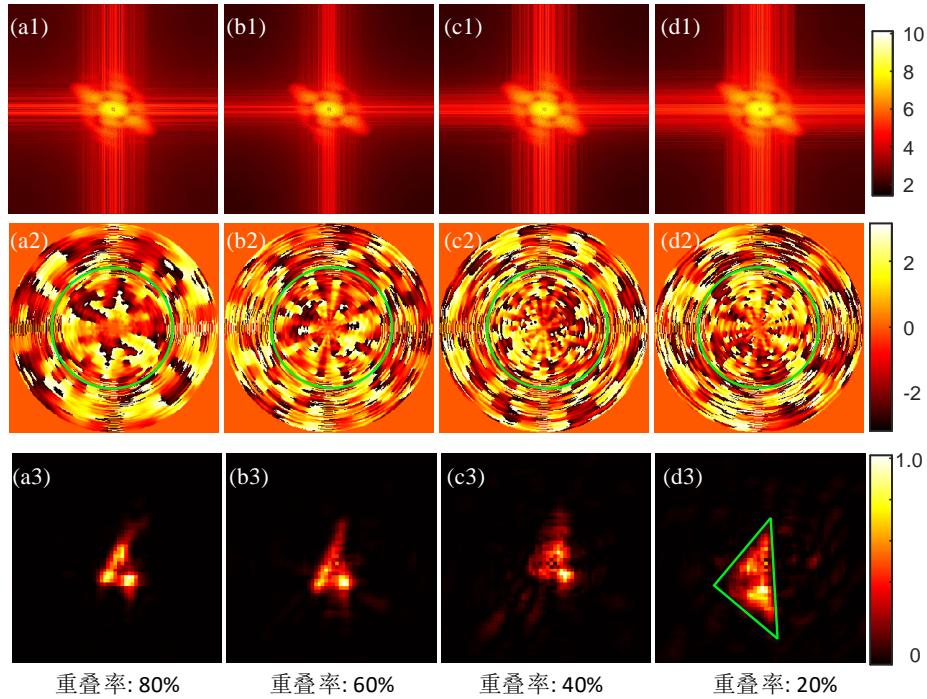


图 2.14 不同子散斑重叠率的重建结果

2.3 基于三阶相关相位恢复方法扩展及讨论

以上部分我们对于三阶相关相位恢复算法进行了介绍，并进行了相关实验，同时也实现了透过散射介质彩色成像的应用。但是仍有问题值得思考并讨论。

2.3.1 不同相位恢复算法之间的混合

在第三章节中，我们介绍了 HIO 和 ER 相位恢复算法，它们将傅里叶振幅作为输入信号，通过空域和频域的不同约束条件，进行迭代，实现最终的图像重建。它们的缺点在于无法保证有效地恢复目标，往往需要通过多次随机初始值尝试，最终选取满意地结果。同时，受到相位恢复原理的限制，不能够确定隐藏目标地方向信息。三阶相关相位恢复能够有效的有效地恢复目标的方向信息，但是为了获得较高的成像质量往往需要巨大的计算工作。我们尝试将三阶相关的相位恢复结果作为迭代型相位恢复算法的初始猜测，从而保证在确保有效恢复目标方向信息的同时，获得较高质量的重建图像。在此进行尝试之前，同样的我们需要解决另外一个问题：如何有效的结合 HIO 和 ER 相位恢复算法。在参考文献^[1,4] 中，将 HIO 算法的迭代优化结果作为 ER 相位恢复的初始值，然后进行迭代优化以获得最终结果。我们是否可以将 HIO

算法和 ER 算法进行有机的结合，在单次的迭代中同时使用 HIO 和 ER 算法？我们将在下面部分分别进行尝试。方法一：将基于三阶相关的相位恢复算法的恢复结果作为 HIO 算法的初始猜测进行迭代，当 HIO 获取最终结果后，将其结果作为 ER 算的的初始值进行迭代优化获得最终结果，其原理如图2.15所示。利用次混合相位恢复算法，进行相应的图像重建。方法二：将基于三阶相关的相位恢复算法的恢复结果作为 HIO 算法的初始猜测进行迭代，在单次迭代中将 HIO 的输出作为 ER 的输入进行优化，并将 ER 的输出再次传递给 HIO 进行下一次迭代优化，直至获得最终结果，其原理如图2.16所示。混合型算法 I 和 II 所对应的实验结果如图2.17所示，所有的恢复结果均来同一散斑，图2.17(a)-(c) 为混合型相位恢复算法 I 的实验结果，图2.17(d)-(f) 为混合型相位恢复算法 II 的实验结果。从图2.17中可以看出，混合型相位恢复算法 I 和 II 所重建图像的质量较为接近，但是混合型相位恢复算法 I 不能确保目标的方向信息，混合型相位恢复算法 II 可以保证恢复目标的方向信息。同时为了直观的对比不同算法之间图像重建的差异，图2.17(f)-(h) 为基于三阶相关的相位恢复算法所重建的结果。可以看出，混合型算法的重建图像质量明显优于原始三阶相关的相位恢复算法所重建图像质量。基础的三阶相关的相位重建算法给混合型相位算法提供了较准确的初始相位猜测，HIO 和 ER 算法能够有效地利用较准确的相位初始猜测恢复图像。但是值得注意的是，混合型算法 I 不能确保恢复目标的方向信息，混合型算法 II 可以恢复目标的方向信息。

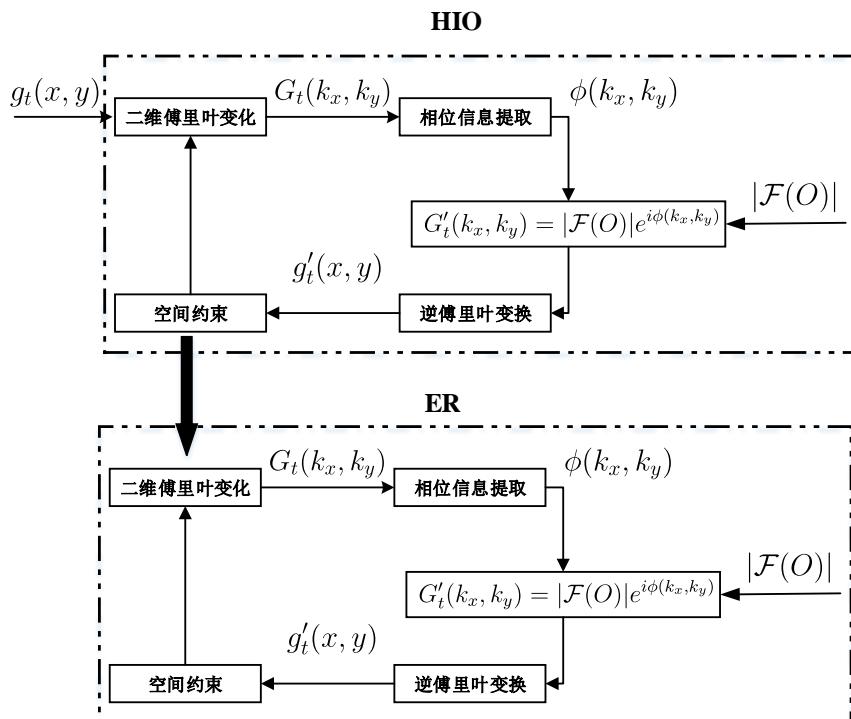


图 2.15 混合型相位恢复算法 I

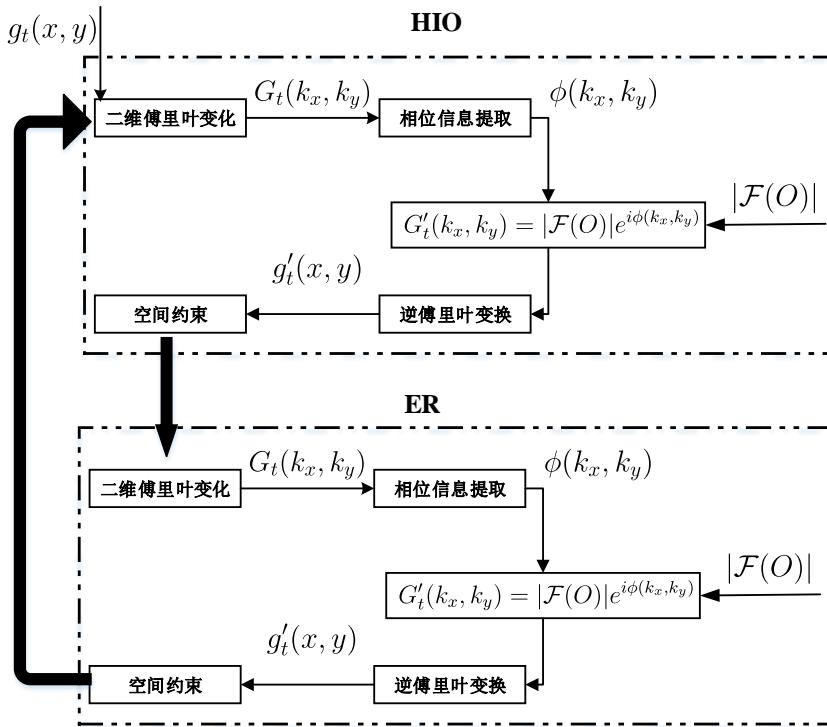


图 2.16 混合型相位恢复算法 II

2.3.2 噪声分析

为了分析噪声对于三阶相关相位恢复算法的影响，我们进行了以下简要分析。

情况 i: 三阶相关与加性噪声。我们为了简化分析噪声对于三阶相关相位恢复的影响，假设信号 $S(x)$ 由信号 $I(x)$ 和独立的加性噪声 $N(x)$ 构成，即

$$S(x) = I(x) + N(x) \quad (2-20)$$

其中， $\langle N(x) \rangle = \text{常数}$ ， $\langle N(x')N(x'+x) \rangle = N^{(2)}(x)$ 信号 $S(x)$ 的平均相关为：

$$\begin{aligned} \langle S^{(3)}(x) \rangle &= \underbrace{I^{(3)}(x)}_{[0]} + \\ &\underbrace{\langle N(x) \rangle \cdot [I^{(2)}(x) + I^{(2)}(x') + I^{(2)}(x'-x)]}_{[1]} + \\ &\underbrace{\bar{I} \cdot [N^{(2)}(x) + N^{(2)}(x') + N^{(2)}(x'-x)]}_{[2]} + \\ &\underbrace{\langle N^{(3)}(x) \rangle}_{[3]} \end{aligned} \quad (2-21)$$

其中， $N^{(2)}(x) = \int N(x_1) \cdot N(x_1+x) dx_1$ ， $\bar{I} = \int I(x) dx$ 。

当信号为加性噪声时，平均后三阶相关的噪声包含三项：第一项为 $S(x)$ 的自相关加和，第二项为 $N(x)$ 的自相关加和，第三项为 $\langle N^{(3)}(x) \rangle$ ，通常此项为零值。

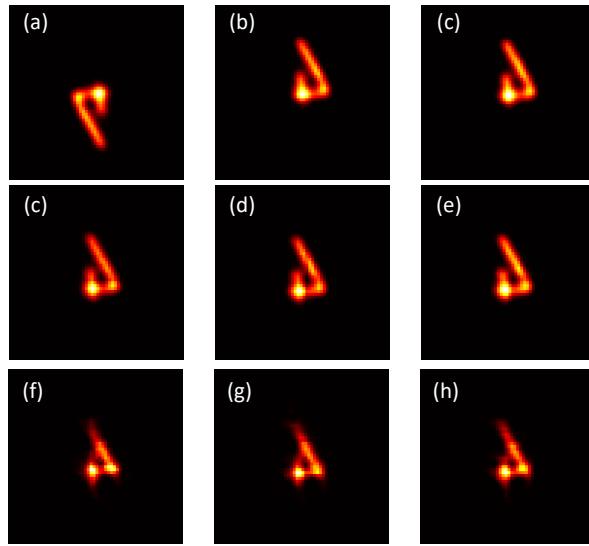


图 2.17 不同相位恢复算法的实验结果

情况 ii: 如参考文献^[16,18] 所指出, 计算三阶相关能够有效的抵消因为大气湍流或者抖动引起的随机相位, 对于整个孔径来说, 仍存在许多不可分的子孔径。当在相关计算中, 计算位于同一闭合相位中的频率时, 能够有效的抵消随机相位, 此时不会差生噪声。当相关的频率位于不同的闭合三角形中时, 不能有效的抵消随机相位, 同时会产生不同种类的噪声。

如我们所知, 三阶相关相位恢复算法需要通过多帧子散斑平均地方式实现相位恢复, 如图2.14所示, 子散斑之间的不同重叠率将会影响最终的相位重建结果。直观来看, 子散斑之间的不同重叠率直接影响子散斑的数量, 子散斑的数量将会影响最终重建结果。同理, 原始散斑的尺寸也会影响子散斑的数量, 也会对最终的重建结果进行影响。我们从统一散斑中选取不尺寸的散斑作为原始散斑图案, 并进行重建, 结果如图2.18所示。从实验结果可以看出, 当选择尺寸较大散斑时, 三阶相关相位恢复算法能够更好的抑制噪声, 获得更高质量的重建图像。

2.4 本章小结

本章中, 我们提出了基于三阶相关相位恢复算法的透过散射介质彩色成像方法, 利用三阶相关的相位恢复算法的特性, 实现了透过散射介质彩色成像。相较于传统的透过散射介质成像方法, 该方法能够有效的确保恢复目标的方向信息, 并利用此特性进行彩色图像合成。基于三阶相关相位恢复算法, 不需要迭代, 能够确定性的恢复相位。同时, 该方法的傅里叶相位恢复步骤与傅里叶振幅恢复步骤相会独立, 相较于传统迭代型相位恢复算法具有较强的抗噪性能。我们也讨论了不同相位恢复算法之间的混合, 通过实验证明了有效地进行混合能够确保混合型算法在确保恢复目标方向

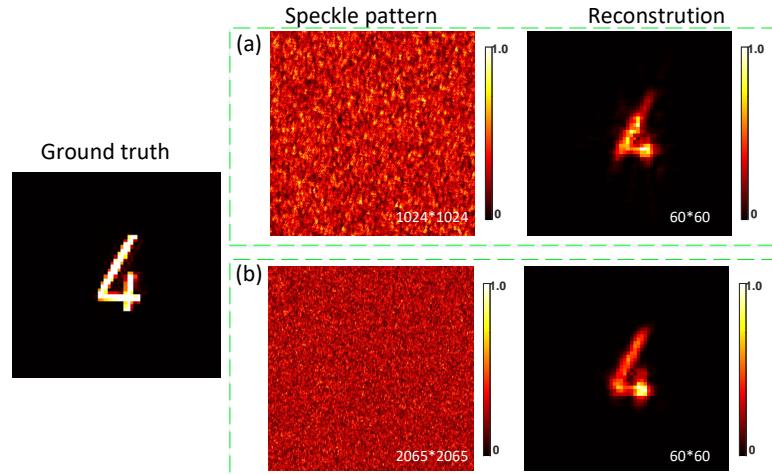


图 2.18 不同尺寸散斑的重建结果

信息的同时提高图像的重建质量。我们所提出的彩色成像方法，能够与传统的光谱成像方法结合，通过添加参考目标的方式，有助于实现透过散射介质的光谱成像，该方面我们也通过实验的方式进行了简单证明。

本章所进行的工作基础，仍然利用基于光学记忆效应。所以我们的成像范围仍然受到光学记忆效应范围的限制，如何进行突破光学记忆效应范围，实现超光学记忆效应且完全非入侵成像仍是不可避免地问题。下一章我们将介绍如何实现非入侵透过散射介质成像，并且同时实现超光学记忆效应范围成像。

第三章 基于波动随机照明的透过散射介质超光学记忆效应范围成像

非侵入式光学成像在从生物成像技术^[21,22] 到光学检测^[23] 的各个领域都有重要应用。但是，不均匀的样品（例如生物组织）会散射光，从而导致探测器上出现复杂的散斑图案^[24,25]。随着穿透深度的增加，从散射光中分离出少量的弹道光成为一个很大的挑战^[26,27]。多年来，人们提出了许多方法来通过利用或抑制散射光来克服透过散射介质实现非侵入成像的问题。随着空间光调制器的发展，许多方法已经被提出实现控制和操纵散射光的方法^[28,29]。目前，已经提出了几种技术来通过使用反馈信号来优化入射光波前实现聚焦，以重新形成一个焦点，然后利用扫描的方式实现成像^[30,31]。这些技术通常需要途径至散射层的两侧获取信号以优化波前，这些条件极大地限制了它们在实际场景中的应用。为了克服这个问题，已经提出了基于波前整形和各种反馈信号（例如荧光或超声信号）的其他策略^[31-34]，实现波前整形。然而，这些方法要么需要较长的采集时间，要么仅限于小视场。另一方面，还提出了几种利用角散斑相关性的技术^[1,4]，即光学记忆效应^[2,3,35]，用于对隐藏在散射介质后面的物体进行成像。这些方法计算散斑图案的自相关，其本质上利用散斑的自相关与隐藏目标的自相关相同，并使用相位检索算法从自相关重建对象图像。虽然这些方法速度很快，但它们的成像范围仍然受到光学记忆效应范围的限制。前面章节中，我们对基于光学记忆效应下的散斑成像进行了原理介绍和实验验证。

线性荧光广泛应用于生物学和生物医学科学^[36-38]。它能够对细胞、亚细胞或分子成分进行成像，并具有空间分辨率高、对比度高、速度快的优点。近年来，许多技术允许使用荧光通过散射介质进行聚焦和成像。即便如此，这些方法要么依赖于引导星^[39] 的使用，仅限于光学记忆效应范围^[40]，要么需要表征散射介质^[41]。

在本章，我们提出了一种新型的成像方法，该方法使用简单地利用旋转漫射器生成的波动随机散斑照明，允许透过散射介质在一定深度上远远超出光学记忆效应范围的进行非侵入性成像。当随机照明散斑产生后，每个荧光点光源都会在探测器上产生独特的散斑图案，我们称其为“散斑指纹”。相机所捕获的每张图像都是来自不同荧光点光源所产生的散斑指纹的非相干总和。当随机照明随着旋转器改变时，探测器上所接收的散斑的各个散斑指纹的权重随之改变。为了检索每个单独的指纹，我们在随机改变光照的同时捕获一组图像，并使用非负矩阵分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) 算法对采集的数据进行去混叠。随后，通过探索指纹之间的相关性，使用指纹重建最终图像。为了验证该技术的有效性，我们通过实验证明了我们在

荧光珠和连续荧光物体上的非侵入性成像方法。

3.1 基于波动随机照明的透过散射介质超光学记忆效应范围成像基本原理

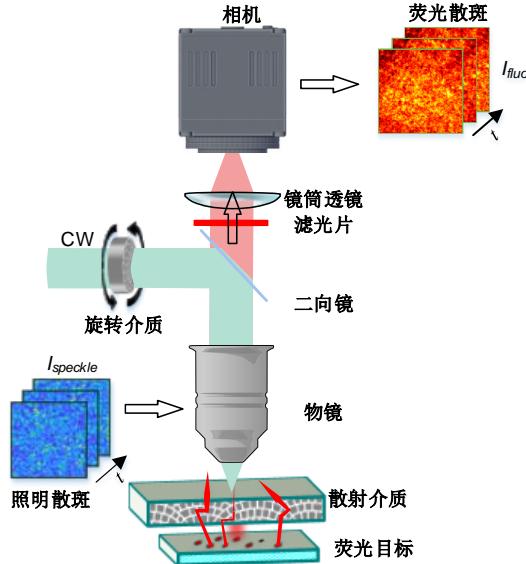


图 3.1 非侵入成像系统示意图

非侵入成像系统如图3.1所示。当激光通过旋转漫反射器时，入射激光被添加了随机相位实现了入射激光的随机调制，进而调制光透过散射介质产生了未知的随机散斑，未知的散斑照明目标。利用随机散斑照明目标后，目标产生自身的激发光，激发光传播并通过散射介质，产生散斑最终被相机所接收，此时相机所获得的散斑为不同散斑指纹的非相干总和。尽管捕获的图像对比度低、随机且看似无信息，但它们包含来自对象独立点光源的所有散斑指纹，且其各自的权重随着随机照明的改变具有时间的多样性。此外，光学记忆效应范围内的独立点光源将在相机上产生相关但平移的散斑指纹^[2]，而光学记忆效应范围外的点光源将产生完全不相关的散斑指纹。对于给定的散斑照明，捕获的图像 I_{fluo} 可以表示为具有不同权重的散斑指纹的线性叠加。因此，相机图像 I_{fluo} 由下式给出：

$$I_{fluo}(r, t) = \sum_{k=1}^P w_k(r) h_k(t), \quad (3-1)$$

其中， $I_{fluo}(r, t)$ 为对应于第 t 次照明时相机所接收到低对比度散斑， r 为空间坐标， $w_k(r)$ 为第 k 个独立点光源所对应的散斑指纹， $h_k(t)$ 为第 t 次照明时第 k 个独立点光源所接收到的激光光的强度， P 为系统中独立点光源的数量。

当拥有足够多的随机散斑照明时，就可以采集到足够的低对比度散斑图案，通过NNF对散斑集进行去混叠，获得各自点光源的散斑指纹。然后利用，指纹重建算法实现最终图像的重建。整体流程下所示：

Algorithm 1: 非入侵图像重建流程

Input: 系列散斑图案, $I_{fluo}(r, t)$.

Output: 隐藏目标的图像, O^{Global} .

从系列数据集 $I_{fluo}(r, t)$ 估计系统的秩 (ρ).

通过去混叠算法恢复散斑指纹 (w_i).

for $k = 1, \dots, \rho$ **do**

在指纹 w_k 和其余所有的指纹 ($w_{i \neq k}$) 之间进行成对去卷积运算.

获取位于与散斑指纹 w_k 所对应的独立点光源同一光学记忆效应范围内
的独立点光源之间的相对位置.

获得局部重建结果 (O_k).

end

将不同区域的局部重建结果 (O_k) 合成全局重建结果 (O^{Global}).

3.1.1 散斑指纹去混叠

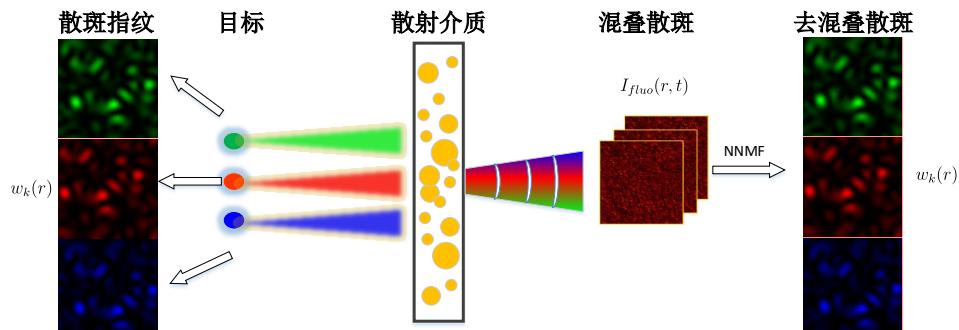


图 3.2 散斑去混叠示意图

如图3.2所示，独立点光源所对应的各自的散斑指纹一定，当我们使用散斑照明时，获得一些列混叠散斑。如何从一些混叠散斑中恢复出每个独立点光源的散斑指纹，将在接下来部分描述。

如公式 (3-1) 所示，当使用随机照明时， $h_k(t)$ 随着照明的改变该随之变化。因为照明强度和散斑指纹的非负性，我们可以通过非线性优化的方式求得 $w_k(r)$ ，即：

$$\min_{W>0, H>0} \|I - WH\|_F^2, \quad (3-2)$$

其中， $\|M\|_F = \sqrt{\sum_i \sum_j |M_{ij}|^2}$ 为 Frobenius 矩阵范数。公式 (3-2) 最小化问题可以表述为一个低秩分解问题。 $I \in \mathbb{R}_+^{r \times t}$ 包含所有的散斑图案 $I_{fluo}(r, t)$ ， $I \in \mathbb{R}_+^{r \times t}$ 可以被近

似为两个实数矩阵 $W \in \mathbb{R}_+^{r \times \rho}$ 和 $H \in \mathbb{R}_+^{\rho \times t}$ 。矩阵 $W \in \mathbb{R}_+^{r \times \rho}$ 为指纹矩阵， $H \in \mathbb{R}_+^{\rho \times t}$ 为时间矩阵，其中 r 是像素， ρ 是 I 矩阵所估计的秩， t 表示散斑帧数。由于收集到的图像和混合指纹都具有非负性，这个问题正好对应于 NMF 优化问题。NMF 算法常用于去混叠场景，例如结构性成像^[41] 和功能性成像^[42-44] 等，NMF 去混叠过程如图3.3所示。在数据矩阵去混叠之前，我们需要对所获得的相机散斑进行滤波，去除散斑的轮廓噪声，在傅里叶域中移除低频信号，如图3.4所示。即在在 NMF 算法的运行过程前，我们需要确定 ρ ，该参数可以通过最小化 NMF 的均方根残差作为秩的函数来从数据中估计。

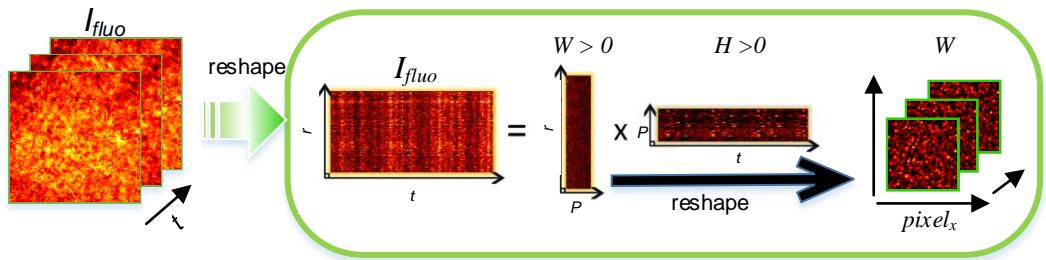


图 3.3 散斑指纹去混叠过程

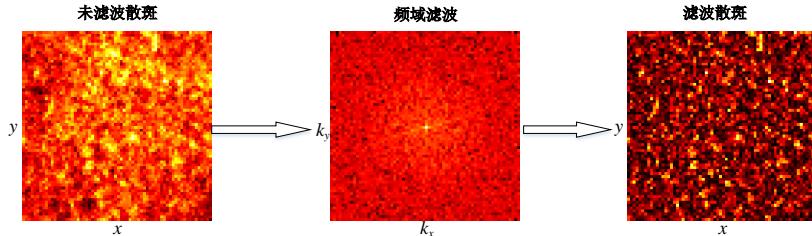


图 3.4 散斑滤波

为了运行 NMF 算法，矩阵秩 ρ 是一个需要预先确定的唯一参数。通常可以使用几种方法来估计 ρ ，例如使用 k -means 算法^[42] 查看集群的数量，或者通过估计损失函数的“拐点”^[41,45]。在我们的使用情境下，为了简化该估计过程，我们尝试不同的数值作为该矩阵的 ρ ，记录不同数值所对应的均方根残差（Root Mean Square Residual, RMSR）： $\|I_{fluo} - WH\|_{Fro}$ 。然后，RMSR 最小值所对应的 ρ ，即该值为系统的秩 ρ 。为了验证我们所提出方法的有效性，于是进行了相应的仿真，仿真结果如图3.5所示。首先，我们生成 5 个点源目标，利用卷积模型生成各自的散斑指纹，并采用随机照明的方式对目标机型照明，记录其相应的散斑图案。然后根据前面所描述的矩阵秩 ρ 估计方法进行估计。图3.5中，三角形符号指示出 RMSR 的最小值，实线代表 12 次均方根值的平均值，每次的 NMF 优化采用不同的随机初始值。三角形符号表示 RMSR 的最小均值，实线代表 12 次均方根值与 NMF 随机初始化值的均值，星号是误差条，表示其正负方向的标准偏差。通过仿真可知，当估计的秩 ρ 等于系统的真实秩 P 时，平

均 RMSR 值为最小。我们同时分别尝试了，不同数量的点源目标，仿真结果如图3.5所示。其仿真结果表明：RMSR 的最小值分别为：5, 10 和 15，与真实值非常吻合。

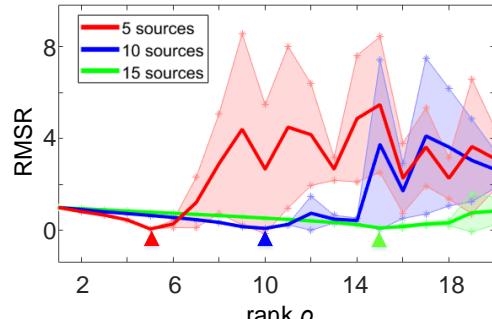


图 3.5 系统的秩 ρ 估计（仿真）

此外，我们通过实验证明该了估计方法的有效性。在实验中，通过随机放置 11 荧光珠为目标，利用旋转毛玻璃提供随机照明，记录其荧光散斑图案，并进行该数据集秩的估计，实验结果如图3.6所示。如图3.6(b) 所示，所估计的 ρ 与系统真实 P 保持一致。同时，我们还在3.6(a) 中提前展示了其图像的重建结果，左图为真实目标，右图为重建结果。通过仿真和实验的方式，证明了估计数据集秩的方法有效性。

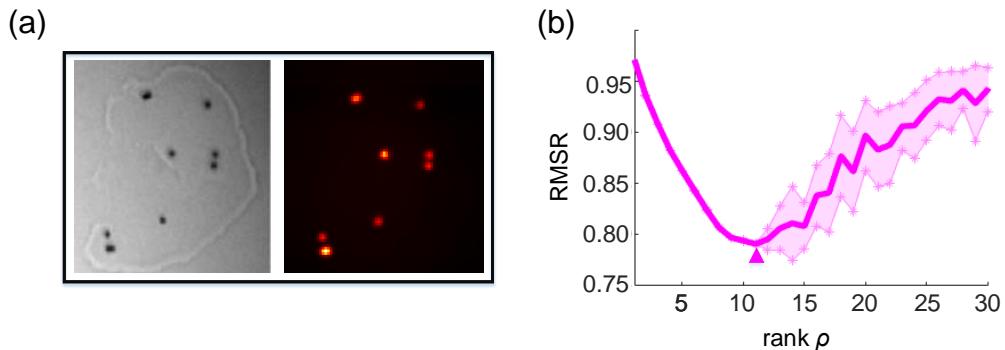


图 3.6 系统的秩 ρ 估计（实验）

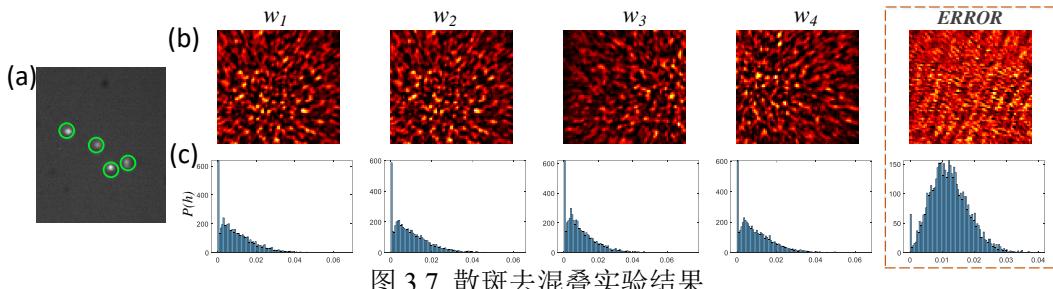


图 3.7 散斑去混叠实验结果

为了更加直观的显示散斑去混叠的结果，我们进行了另外一组实验，实验结果如图3.7所示。将一系列散斑图案 I 通过 NMF 算法，分解为矩阵 W 和 H 。图3.7(a) 为原始目标，图3.7(b) 为去混叠后散斑（来自于矩阵 W ）和图3.7(c) 为对应图3.7(b) 各

自去混叠散斑的强度分布图，且属于瑞丽分布。如图3.7中，虚线所标出的去混叠散斑，该散斑为算法所制造的噪声，当没有正确的估计数据集的秩可能造成此种结果。可以通过分析去混叠散斑的强度分布图进行剔除操作。但是，在本章所提出的重建方法中未使用此操作。

NMF 算法

NMF 的早期工作是由芬兰的一组研究人员^[46] 在 1990 年代中期以正矩阵分解的方式进行的。在 Lee 和 Seung 之后，它被广泛称为非负矩阵分解研究了 NMF 的两种不同分解算法的特性^[47,48]。它们仅在量化近似质量的成本函数上略有不同。一种算法可以最小化传统的最小二乘误差，而另一种算法最小化广义 Kullback-Leibler 散度。在这里，我们仅描述在去混叠过程中所使用的传统最小二乘误差类型。为了找到近似的因式分解 $I \approx WH$ ，一个简单的评价函数为度量是 I 和 WH 之间的欧几里得距离的平方，即对应于 Frobenius 范数：

$$\|I - WH\|_F^2 = \sum_{i,j} (I - WH)_{i,j}^2, \quad (3-3)$$

虽然函数 $\|I - WH\|_F^2$ 仅在 W 或仅 H 是凸的，它的两个变量 W 和 H 不同时为凸。因此，通过寻找全局最小值去解决此问题较难实现。然而，有许多数值优化技术可用于寻找局部最小值。交替成本的最小化导致了交替最小二乘法 (Alternating Least Squares, ALS) 算法：在这种方法中，在 W 和 H 的初始随机初始化之后，迭代地执行 W 固定 H 和执行 H 固定 W 的最小二乘解，直到成本函数达到最小值，或连续迭代之间的成本函数差异变得小于给定的容差值，或达到最大迭代次数。在每次迭代中， W 和 H 的负元素被替换为 0 或很小的数。由于 NMF 算的稳定性和可解释性，该算法已经在众多领域有着较多的应用。

3.1.2 基于散斑指纹的图像重建

当进行散斑去混叠步骤后，每个独立点光源的散斑指纹被获取。由于 OME^[1,2,4] 可至，当两个位于散射介质后的独立点光源属于同一个 OME 范围时，两个点光源据所产生的散斑变现为相互之间的平移，其位移距离等于他们的相对距离。如：两个点光源之间的距离 δu 和散斑之间的平移距离为 δv ，根据 OME 我们可知： $\delta v = M \cdot \delta u$ ，其中 M 为光学系统的放大率，如图3.8所示。当成像系统中存在 OME，利用去混叠方法分别获取来自不同点光源的散斑指纹，然后探索散斑指纹之间的共享信息来重建隐藏目标。在图3.8中， δu 为两个点源目标之间的距离，#1 和 #2 分别表示点源目标 #1 和 #2，将点源 #1 的散斑指纹看作参考散斑，分别计算散斑指纹 #1 和 #1，#1 和 #2 的互相关。散斑指纹 #1 和 #1 的互相关信息会产生一个 δ 位于图像中心，散斑指

纹 #1 和 #2 的互相关信息会产生一个 δ 距离中心为 δv 的图像。从图3.8可以看出，通过计算散斑之间的互相关可以获取对应点源目标的相对位置。在此，不同点源目标之间的相对位置信息可以被获取，如图3.8所恢复的信息更接近与点源目标的定位，仍然缺少图像信息。

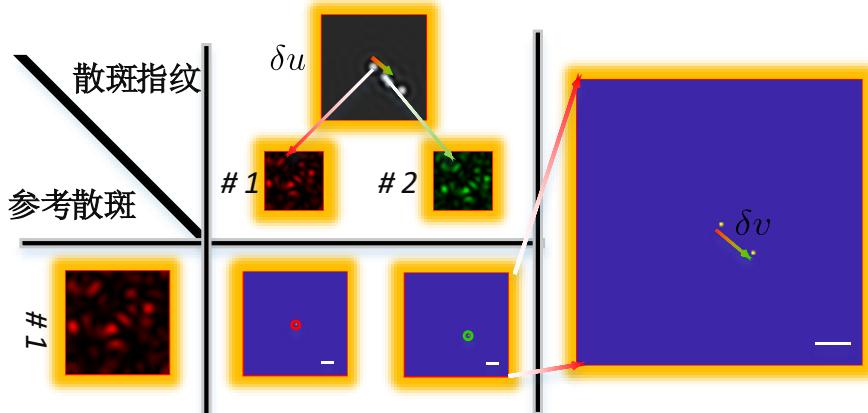


图 3.8 散斑的相关性探索

当获得不同点源目标的散斑指纹后，我们是否可以通过去卷积的方式实现图像重建呢？将某个散斑作为系统的 PSF，然后进行去卷积运算^[49]。去卷积运算后，能获得该散斑图案对应于 PSF 时所产生的图案，不同散斑指纹之间的去卷积结构如图3.9所示。图3.9(a) 为不同的散斑指纹和系统参考散斑（PSF），不同散斑指纹与 PSF 之间去卷积后的图像 I_i 。图3.9(b) 为所有去卷积后图像 I_i 的加和图案 $\sum_i^n I_i$ ，图3.9(c) 为 $\sum_i^2 I_i$ 的加和，图3.9(d) 为原始目标。从图3.9所示的结果可知，所有散斑指纹与参考散斑进行去卷积运算，并将去卷积后的结果进行加单的加和，可以获得图像3.9(b)。此时所获得重建结果3.9(b) 与原始图像3.9(d) 高度吻合，图3.9所示的目标均位于同一个 OEM 范围内。

受到图3.9所示结果的启发，我们提出了本章的核心重建算法-基于散斑指纹的图像重建。无论两个点光源是否位同一个 OEM 内，都可以通过 k -th 点光源对 i -th 点光源进行成对反卷积，可以写为：

$$\arg \min_{o_{i,k}} \frac{\mu}{2} \|w_i - o_{i,k} \circledast w_k\|_2^2 + \|o_{i,k}\|_{TV} \quad (3-4)$$

其中 μ 是正则化参数， \circledast 表示卷积算子， $\|\mathbf{f}\|_2 = \sqrt{\sum_i |f_i|^2}$ 表示 L_2 向量范数， $\|\mathbf{f}\|_{TV} = \sum_i \sqrt{[D_x \mathbf{f}]_i^2 + [D_y \mathbf{f}]_i^2}$ 表示总变差 (TV) 范数 (D_x 和 D_y 是沿水平和垂直方向的前向有限差分算子)。这两个指纹被表示为 w_i (被认为是“图像”) 和 w_k (被认为是“点扩散函数”，或 PSF)。当两个点光源位于一个 OEM 范围内时，成对反卷积会产生一个具有窄 δ 类峰值的均匀图像，该图像位于与两个点光源的相对位置 ($\vec{r}_{i,k} = \vec{r}_i - \vec{r}_k$)。如果两个点光源位于 OEM 范围之外，则反卷积会产生噪声。

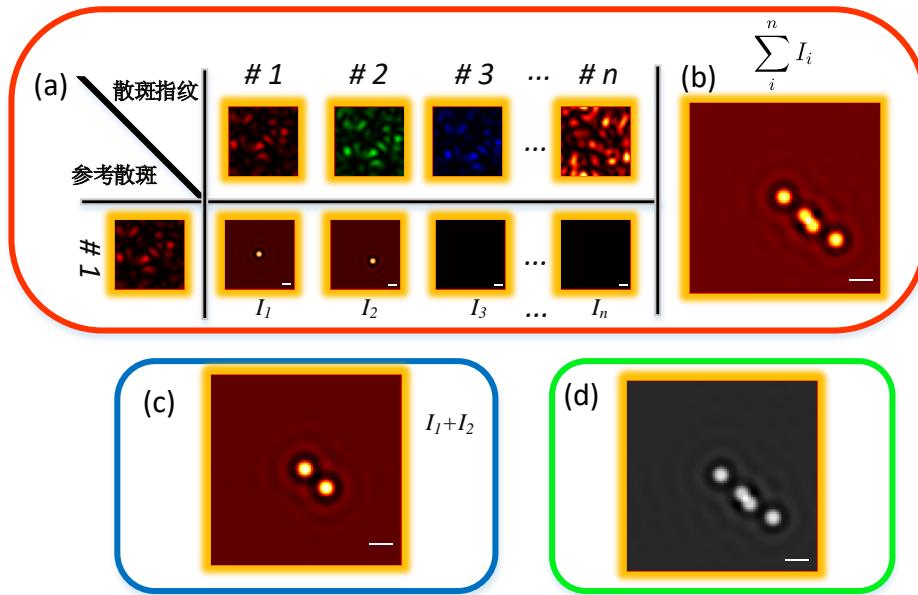


图 3.9 去卷积结果 (OME 范围内)

对于给定的点光源 k ，只需将与该点光源相关的所有成对反卷积的结果相加，就可以获得点光源附近物体的局部图像 $o_{i,k}$ 。

$$O_k = \sum_{i=1}^{\rho} o_{i,k} \quad (3-5)$$

即使点光源的集合扩展到远远超出 OME 范围，如果不同的等平面斑块由点光源“连接”，则可以恢复完整的空间分布。例如，如果点光源 i 和 k 超出 OME 范围但点光源 j 在它们之间，我们总是可以将它们之间的偏移计算为 $r_{i,k} = r_{i,j} + r_{j,k}$ 。全局重建 O^{Global} 可以通过将所有局部图像 O_k 组合成一个图像来获得，同时考虑到它们相对于第一个点光源的相对位置 $r_{k,1}$ ：

$$O^{Global} = \sum_{k=1}^{\rho} O_k(\vec{r} - \vec{r}_{k,1}) \quad (3-6)$$

在去卷积过程中，不同的去卷积算法将会产生不同的重建结果，不同去卷积方法之间的对比将会在后续部分进行展示。在后续部分，基于散斑指纹的图像重建 (Fingerprint-based reconstruction) 简化为 FBR。

3.2 实验验证

上面部分，我们基本原理和图像重建方法进行阐述，接下来对实验部分进行描述。实验装置如图3.10所示，连续激光器 ($\lambda = 532nm$, Coherent Sapphire) 的输出光经准扩束准直后，照射至旋转全息散射介质 (Edmund, DG10)。经过旋转全息散

射介质调制后的光通过焦距为 200mm 透镜 (LA1708-A, Thorlabs) 和物镜 (Zeiss W “Plan-APOCHROMAT” $\times 20$, NA 1.0), 并照明荧光目标。荧光目标被激光激发后产生荧光信号, 荧光信号反向传播通过物镜 (Zeiss W “Plan-APOCHROMAT” $\times 20$, NA 1.0) 和焦距为 200mm 的镜筒透镜 (L, AC254-150-A, Thorlabs), 被 sCMOS 探测器 (Hamamatsu ORCA Flash) 接收。两个二向色滤光片 (MF525-39, Thorlabs) 用于屏蔽除荧光信号以外的信号。

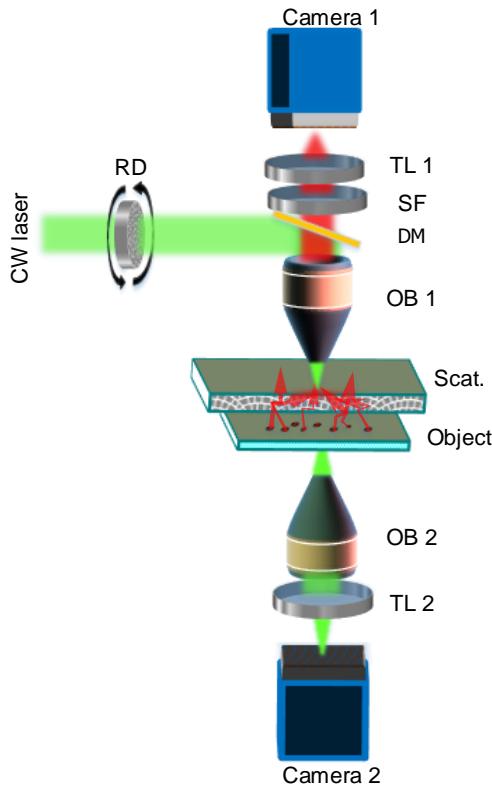


图 3.10 实验装置示意图

实验中, 荧光物体由橙色荧光珠 ($540/560\text{nm}$, Invitrogen FluoSpheres, size $1.0\mu\text{m}$) 和花粉种子形状的荧光目标 (Carolina, Mixed Pollen Grains Slide, wm) 组成。荧光目标放置于散射介质下方, 散射介质与荧光物体的距离为 0.2mm 。在实验中, 我们拥有控制部分, 此部分仅用于检测是否正确防止目标。该部分由显微镜物镜 (Olympus ‘MPlan N’ $\times 20$, NA 0.4)、 150mm 镜筒透镜 (L, AC254-150-A, Thorlabs) 和 CCD 相机 (Allied Vision, Manta) 组成。白色光源 (Moritex, MHAB 150W) 为该部分提供照明, 帮助正确选择荧光物体的位置, 它还允许我们对实验装置进行对其校准。

3.2.1 稀疏 2D 荧光目标重建

我们利用上面说介绍过的橙色荧光珠作为 2D 目标, 进行了基于随机照明的大视场超光学记忆效应成像实验, 实验流程和结果如图3.11所示。在图3.11(a) 中, 相干

光源照亮旋转全息散射介质，利用散射介质随机调制散斑图案来激发荧光物体。荧光物体一旦被激发，荧光物体发出的信号就会被相机记录下来。 I_{fluo} 是一系列 t 荧光散斑，对应于不同的随机散斑照明，散斑指纹可以通过使用 NMF 从 I_{fluo} 中恢复。图3.11(b-e) 为图像重建过程，(b) 在所有可能的散斑指纹对之间执行成对反卷积（标记为 \circledast^{-1} ）。(c) 每个反卷积的结果提供了一个点光源与其相邻点光源之间的相对位置。(d) 通过所有散斑指纹和特定散斑指纹的去卷积结果，可以恢复以该散斑指纹对应的点光源为中心的对象的局部图像（参见公式3-5）。(e) 根据相邻点光源之间的相对位置，可以将所有部分图像合并到最终全局重建。虚线圆圈表示光学记忆范围。比例尺大小为 $10\mu m$ 。RD: 旋转扩散器，DM: 二向色镜，OB: 物镜，Scat.: 散射介质，Fluo.: 荧光物体，SF: 光谱滤波器，TL: 镜筒透镜。同时为更加详细的展示重建的局部图像，我们将图3.11(d) 所对应的所有图像进行详尽展示，如图3.12所示。图3.12(a)-(f) 为选择不同的散斑指纹为 PSF，进行去卷积运算所获得局部图像 O_k ，图3.12(g) 为全局重建图像，图3.12所示的结果采用的去卷积方法来自于参考文献^[50]。

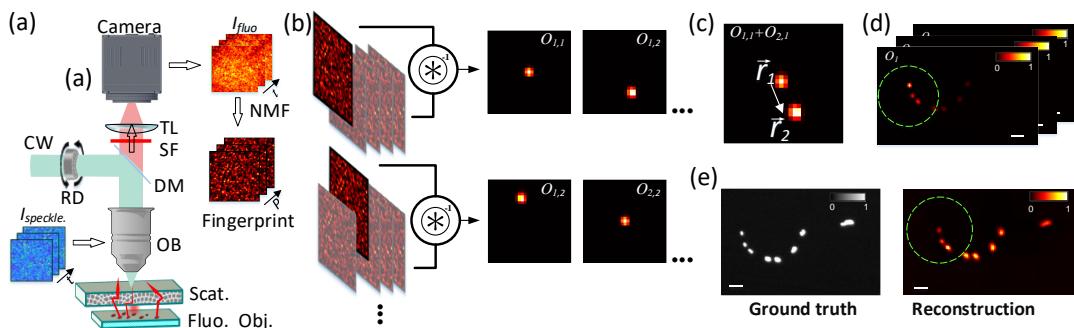


图 3.11 离散荧光目标的实验结果

随后，我们又制作了不同的 2D 稀疏荧光目标，测试该成像方法的有效性和可重复性，实验结果如图3.13所示。图3.13(a)-(b) 为没有散射介质的情况下记录的目标的荧光图像，(c)-(d) 为使用 NMF+FBR 方法重建图像。(c) 和 (d) 数据集所估计的 NMF 秩 ρ 分别为 26 和 16。虚线圆圈表示光学记忆效应范围。图3.13(d) 所示的图像重建结果尺寸大约为 OME 范围的三倍。两组数据处理过程中，我们使用的散斑数量 t 均为 5120 帧，相机的单次曝光时间为：15ms 和 20ms。

从图3.11和3.13所展示实验结果可看出，我们的所提出的方法可以在没有约束的情况下重建跨越大约三倍 OME 范围的对象。

3.2.2 复杂连续 3D 目标

非稀疏、连续的物体在散射生物样本中很常见，这通常对通过散射介质方法进行的飞去亲成像提出了艰巨的挑战。为了证明我们的技术也适用于非稀疏和连续目标，我们使用荧光染色的花粉种子形状目标，其重建图像如图3.14所示。图3.14(a)-(b) 为没

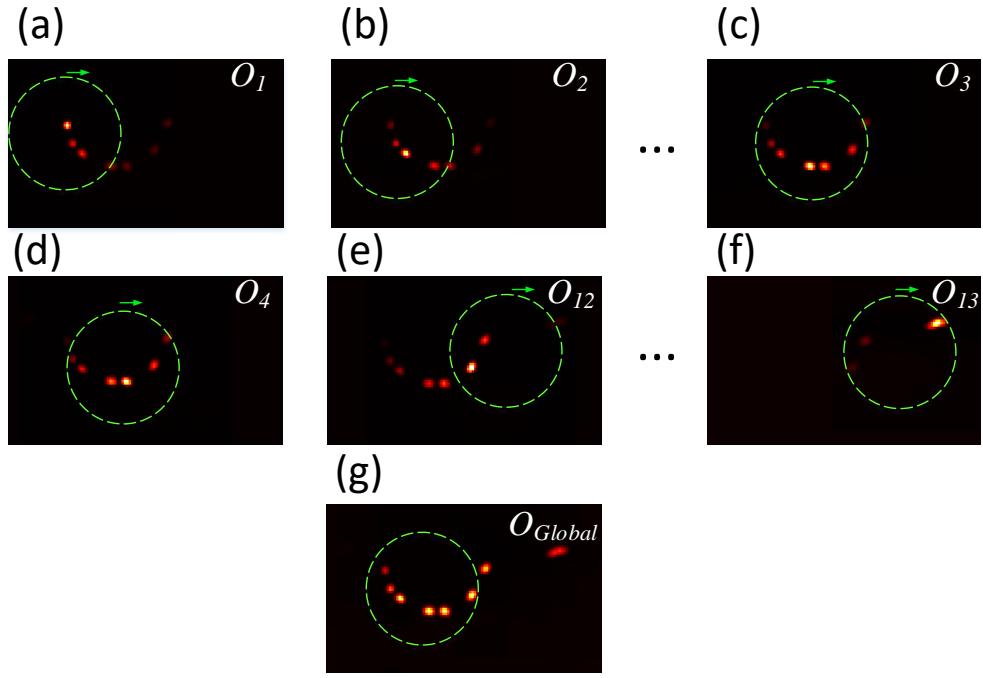


图 3.12 FBR 重建流程

有散射介质的情况下记录的不同花粉种子结构的荧光图像，(c)-(d) 为使用 NMF+FBR 方法重建图像。(c) 和 (d) 数据集所估计的 NMF 秩 ρ 为分别为 68 和 85。虚线圆圈表示光学记忆效应范围。两组数据处理过程中，我们使用的散斑数量 t 均为 5120 帧，相机的单次曝光时间为 10ms。在非稀疏、连续的物体的重建过程中，所采用的重建过程严格按照图3.11所展示的流程。

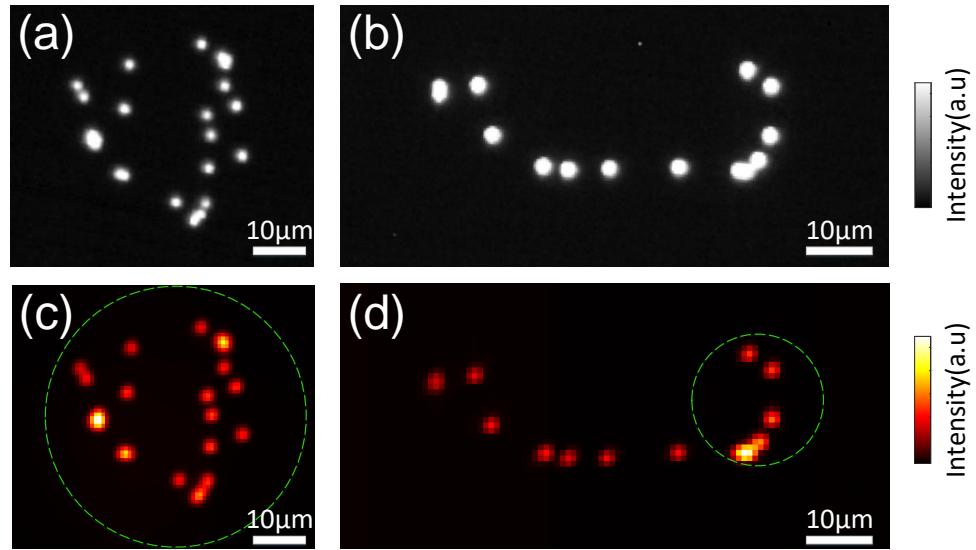


图 3.13 2D 稀疏荧光目标透过散射介质成像实验结果

从图3.13和3.14可以看出，我们的方法不仅能够有效地重建稀疏点源目标，而且能够重建非稀疏、连续体目标。同时，仍有许多问题关于我们所提出地方法需要进行

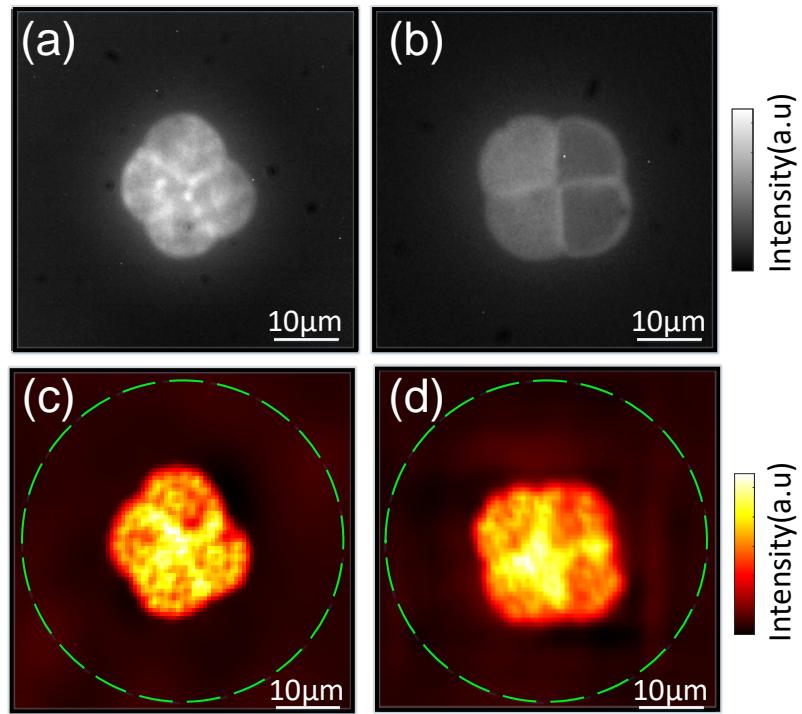


图 3.14 非稀疏、连续复杂目标透过散射介质成像实验结果

讨论，例如：散斑数量地选取、不同去卷积方法使用和 NMF 秩地选取等，将在下一部分进行详细讨论。

3.3 实验分析与讨论

3.3.1 估计系统的秩

在实验过程，我们需要对系统的秩 ρ 进行估计。如果我们未能准确的估计 ρ 将会对最终的重建结果造成何种影响？因此，我们研究了错误估计系统的秩 ρ 对我们重建质量的影响。我们实验性地选择了一个包含 10 个珠子的荧光物体。然后，我们采用不同的秩 ρ 对图像进行重建，秩 ρ 的范围从 6 到 15。采用结构相似性指数度量 (Structural Similarity Index Metric, SSIM)^[51] 用于量化重建的性能。如图3.15 所示，即使提出的 ρ 不完全准确，我们的技术也能够实现不同等级的重建。但是，低估 ρ 可能会导致在全局重建中丢失一些珠子。另一方面，高估 ρ 会产生混合模式，阻碍获得不同点光源之间相对位置信息。最后，必须考虑的是，随着点光源的数量越来越多，正确的估计变得越来越困难，但与此同时，这对最终重建的不利影响越来越小。还值得注意的是，稍微高估 ρ 通常时在实际实验和重建过程中被采用。低估系统的 ρ 会导致丢失目标点，稍微高估只会提供额外的指纹，这些额外的指纹不包含点源目标的位置信息，这些信息将在 FBR 过程中自动剔除。

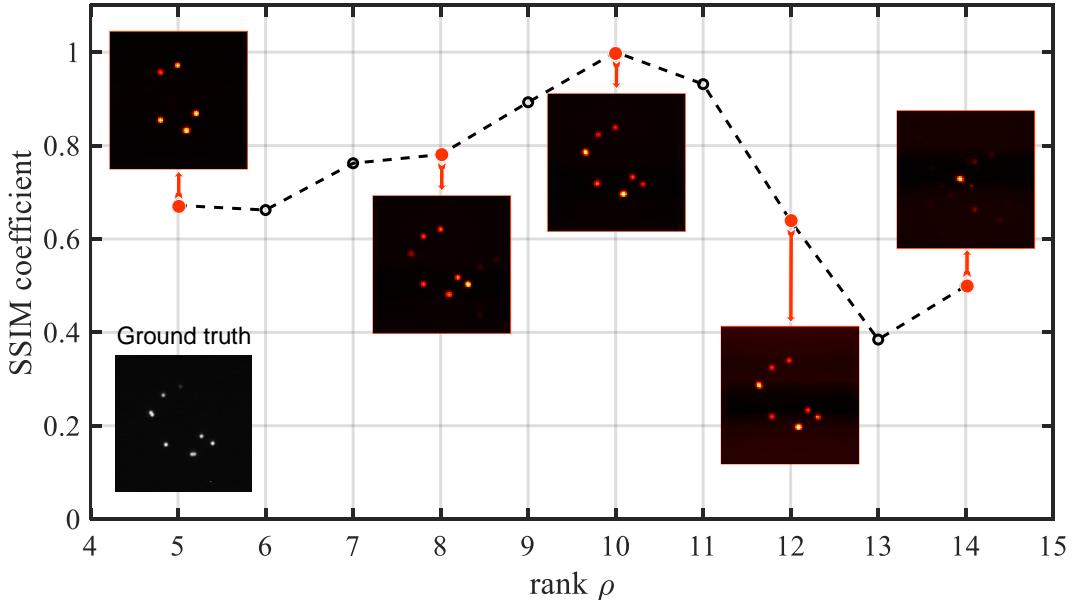


图 3.15 不同重建与参考图像之间的 SSIM 系数图

3.3.2 光学记忆效应范围

为了证明我们的技术可以应用于 OME 范围以外的成像，测试了具有不同散射特性的介质。我们通过探索横向移动点光源（小荧光珠）时产生的散斑图案之间的相关性来估计每个散射介质的 OME 范围。随着源的移动，散斑图案之间的相关性逐渐降低，当距离大于 OME 范围时，相关性达到最小。测量这个距离可以估计每个扩散器的 OME 范围。图3.16为散射介质 #1 和散射介质 #2 荧光珠处于不同位置时散斑图案之间的相关系数，其中不同颜色表示来自不同的数据集，OME 范围内的空间区域被标记为蓝色，OME 范围外部被标记为红色。如图所示3.16，散射介质 #1 和散射介质 #2 分别对应的 OME 范围为 $50\mu m$ 和 $20\mu m$ 。当目标的尺寸小于 OME 范围时，该图像有可能通过散斑自相关的方式进行恢复（图3.13(a) 对应的散斑介质 #1）；当图像的尺寸大于光学记忆效应范围时，散斑自相关的方式无法恢复该图像（图3.13(b) 对应的散斑介质 #2，此目标的尺寸大约： $58\mu m \times 22\mu m$ ）。

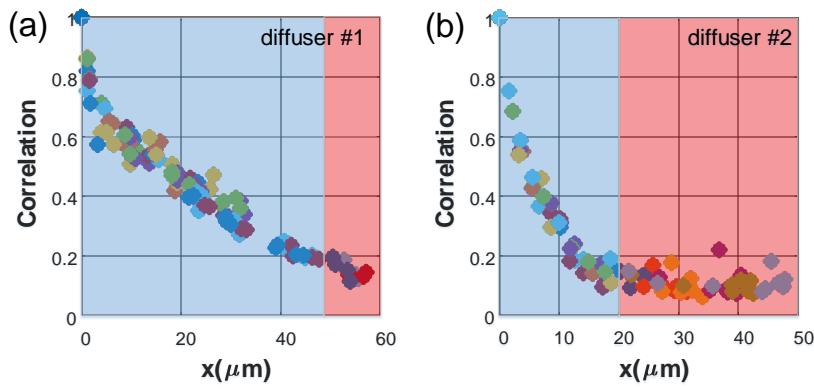


图 3.16 估计不同散射介质的 OME 范围

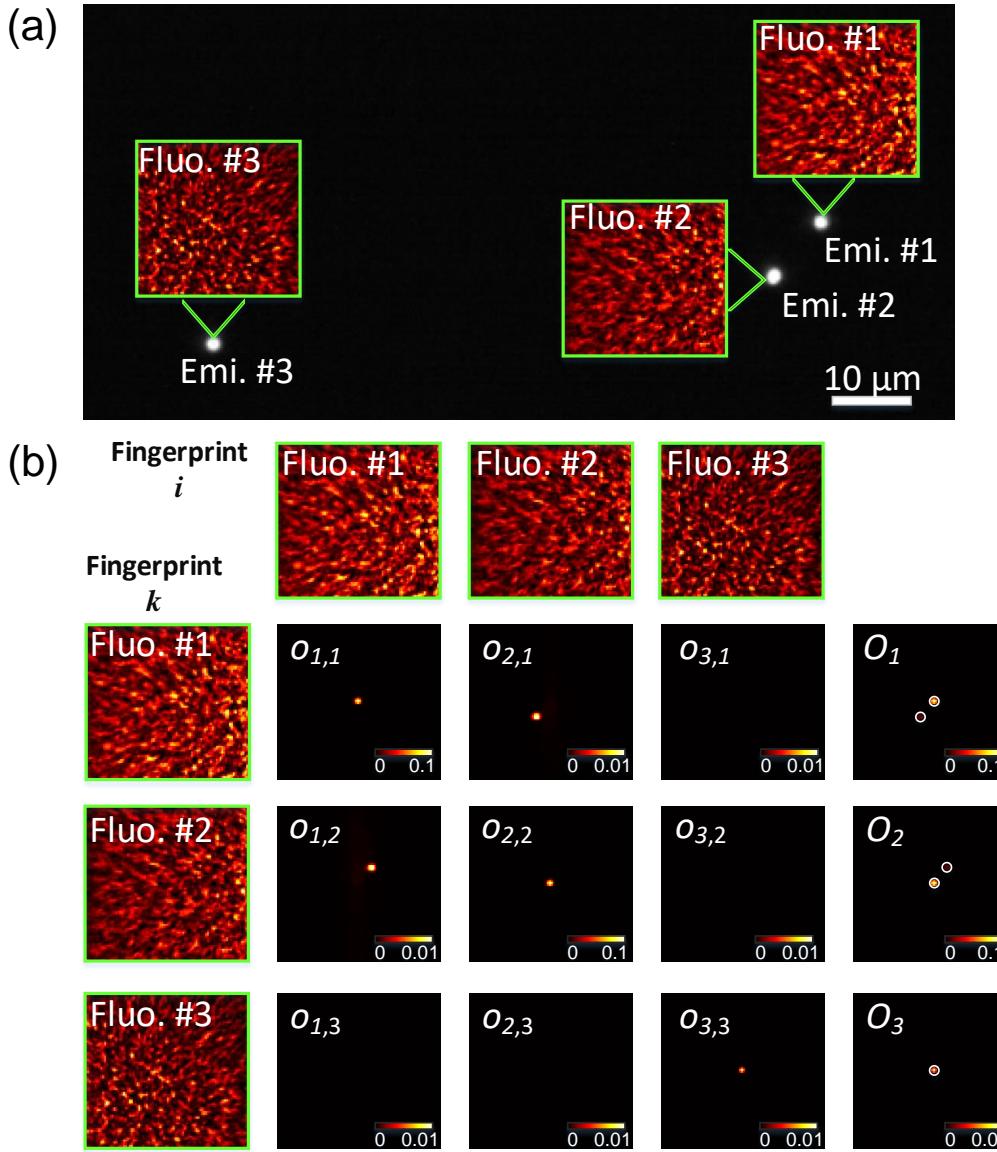


图 3.17 FBR 细节信息

3.3.3 FBR

如上部分所述，只要不同的 OME 区域之间有一些重叠，FBR 就可以重建整个对象。为了展示 FBR 的细节我们实验性地选择了一个包含 3 个荧光珠的荧光物体，并显示了成对反卷积 $o_{i,k}$ 和不同局部图像 O_k 的各种结果。如图 3.17 所示，点光源 k 的 O_k 可以通过选择 w_k 作为 PSF 进行恢复。通过查看那些 $o_{i,k}$ 的最大值，可以检索指纹 w_i 和 w_k 之间的偏移 $r_{i,k}$ ，如图 3.8 所示。实际上，来自 OME 范围之外的两个点光源的指纹不会提供它们点光源的相对位置信息（因为它们将完全不相关）。因此，有必要推断指纹 w_i 和 w_k 是否在 ME 范围之内或之外。在我们的方法中，我们研究 $\alpha = \frac{\max\{o_{i,k}\}}{\max\{o_{k,k}\}}$ 作为相对距离的函数，其中 $\max\{o_{i,k}\}$ 代表 $o_{i,k}$ 的最大值。一个给定的

阈值 α_{tres} 被引入来评估它。例如，如果 α 大于 α_{tres} ，则 w_i 和 w_k 属于同一个 OME 范围。否则，它们属于不同的 OME 范围，无法检索它们的相对位置。图3.18为散射介质 #1 和散射介质 #2 荧光珠处于不同位置时散斑图案之间的 $\alpha = \frac{\max\{o_{i,k}\}}{\max\{o_{k,k}\}}$ 曲线，其中不同颜色表示来自不同的数据集，OME 范围内的空间区域被标记为蓝色，OME 范围外部被标记为红色。如图3.18所示，我们通过实验研究了成对反卷积的各种结果的最大值作为点光源之间距离的函数。本章所有展示的重建结果中， α_{tres} 设置为 0.01。

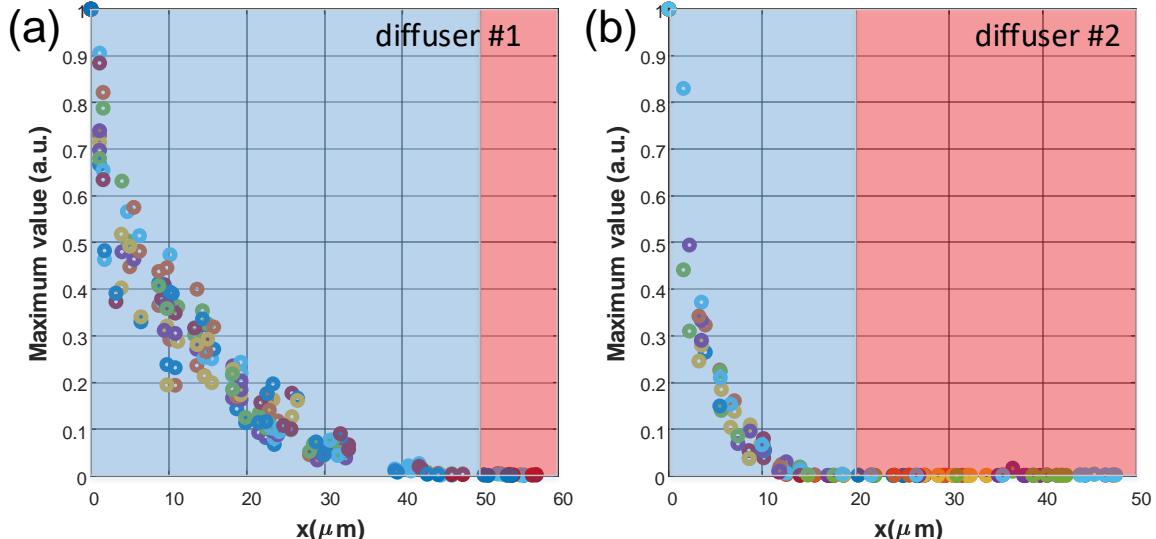


图 3.18 $\alpha = \frac{\max\{o_{i,k}\}}{\max\{o_{k,k}\}}$ 曲线图

3.3.4 去卷积方和互相关方法的对比

使用 NMF 算法重建散斑指纹后，可以通过查看其指纹之间的相关性来获得点光源之间的相对位置。对于 OME 范围内的点光源，其散斑指纹将是高度相关的横向偏移散斑图案，而超出 OME 范围的点光源将呈现不相关的指纹。传统上，横向偏移是通过在指纹之间进行互相关来测量的。当两者相关时，互相关处会出现一个峰值，其与中心的距离提供了它们之间的偏移。然而，这种方法存在一些缺点。主要问题来自指纹上的共同背景包络，即使在过滤后，也会在互相关中上升到背景，部分掩盖峰值（参见图3.19(d)）。此外，当两个指纹不是 100% 相关时，峰值往往会变宽，从而影响定位精度。尽管可以对该结果进行后处理以“清理”互相关（参见图 3.19(e)），但针对不同的散射介质、OME 范围和信号自动执行“清理”任务不是一个简单的过程。

选择去卷积而不是互相关的主要原因在于，我们无需额外的后处理步骤即可获得更清晰的结果，如图3.19所示。在图3.19中，(a) 为无散射介质时所获取的图像，(b, c) 物体中两个不同点光源的散斑指纹。(d) 两个散斑指纹之间的原始互相关结果，(e) 为原始互相关滤波后的结果，(f) 为两个散斑指纹之间的去卷积结果，(g) 利用互相关的方法对图像进行重建（未滤波），(h) 利用互相关的方法对图像进行重建（滤波后）。

(i) 为利用本章所提出的重建方法的重建结果。我们选择的确切反卷积方法是基于我们系统的先验知识：对于通过横向偏移相关的两张图像，我们知道它们之间的反卷积结果应该是一个薄的 δ 状尖峰，位于一定距离从横向移动距离给定的中心。我们所提出的重建方法能够有效的抑制噪声，而且有效的重建目标。为了定量的描述该算法对于噪声的抑制性能，假设我们拥有 p 个散斑指纹，需要进行 p^2 次成对全卷积运算或互相关运算，然后进行和。假设单次互相关运算所产生的噪声为 ς ，进行加和运算后，最终的导致的噪声为 $p^2 \cdot \varsigma$ 。相较于互相关运算，我们所提出的重建方法能够有效的对次项噪声进行抑制（参见图3.19(g-i))。

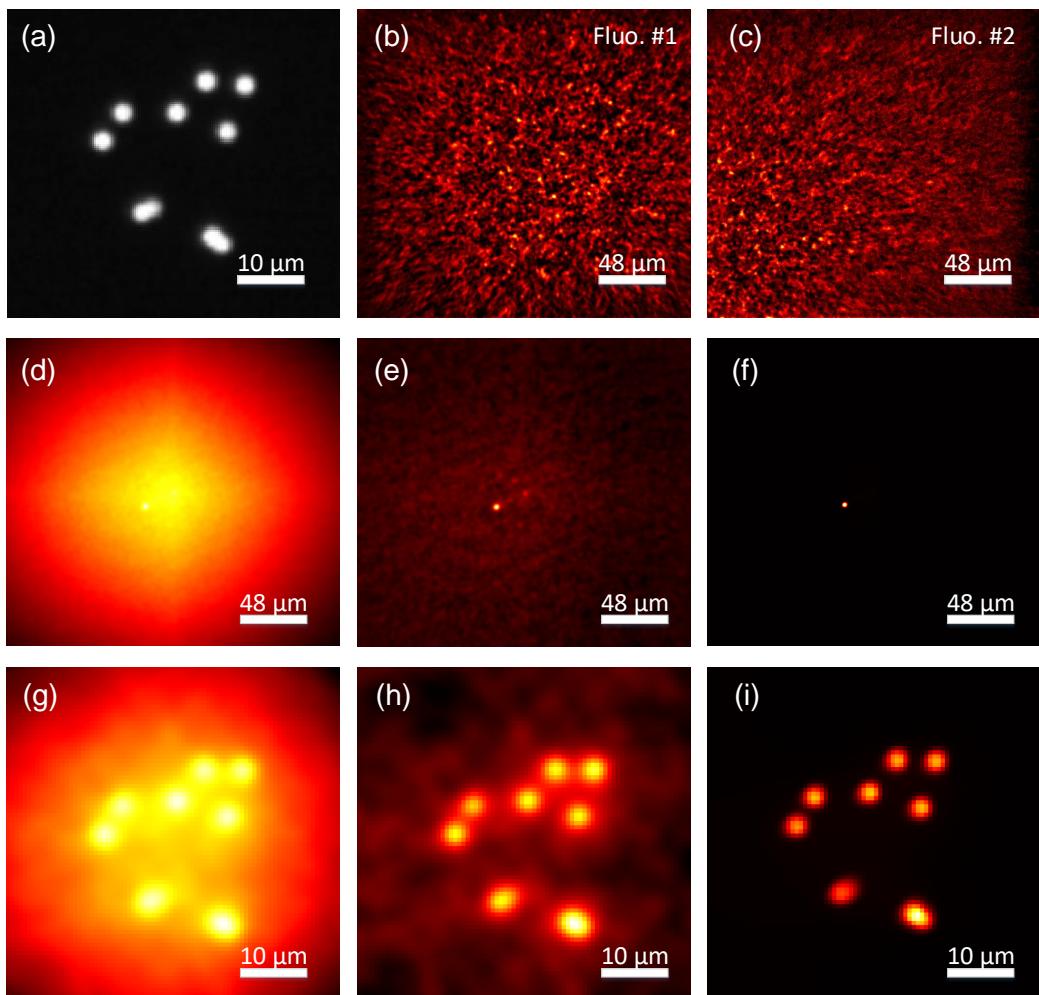


图 3.19 去卷积方和互相关方法的对比结果

3.3.5 不同数量散斑对于重建结果的影响

对于该重建方法，所需要的散斑数量也是值得考虑的问题之一。对于稀疏目标，利用数量较少的散斑，该方法可以有效的重建图像。对于复杂的连续目标，通常需要数量较多的散斑图像，才能有效的重建目标。本章所提出的非入侵图像重建中，首先

需要利用 NMF 算法进行去混叠，实现散斑指纹的获取，数量越多的散斑输入有助于获取更加可靠的散斑指纹。为了证明，该方法在数量较少散斑情况下对于稀疏目标的重建有效性，进行了相应的实验。实验中，采用的散斑数量 $t = 512$ ，其重建结果如图3.20所示。

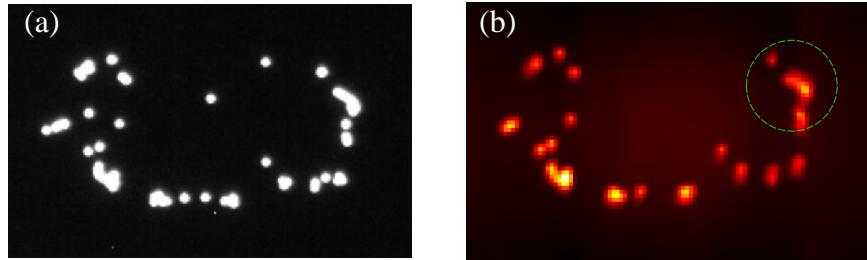


图 3.20 少量散斑照明时，稀疏目标的重建结果

对于所提出的重建方法而言，极具挑战的目标为复杂连续目标，于是我们进行实验，利用不同的散斑照明，实现连续目标的重建，重建结果如图3.21所示。图3.21中，(a) 为无散射介质时，所获取的连续荧光目标的图像，(b)-(g) 为使用不同数量的散斑照明时的重建结果。NMF 所估计的秩 ρ 分别为：27, 31, 33, 36, 41 和 53 对应 (b)-(g)。理论上，随着输入散斑数量的增减，NMF 的残差随着散斑数量的增加而减小，当残差越小时意味着 NMF 获取了更加可靠的散斑指纹。

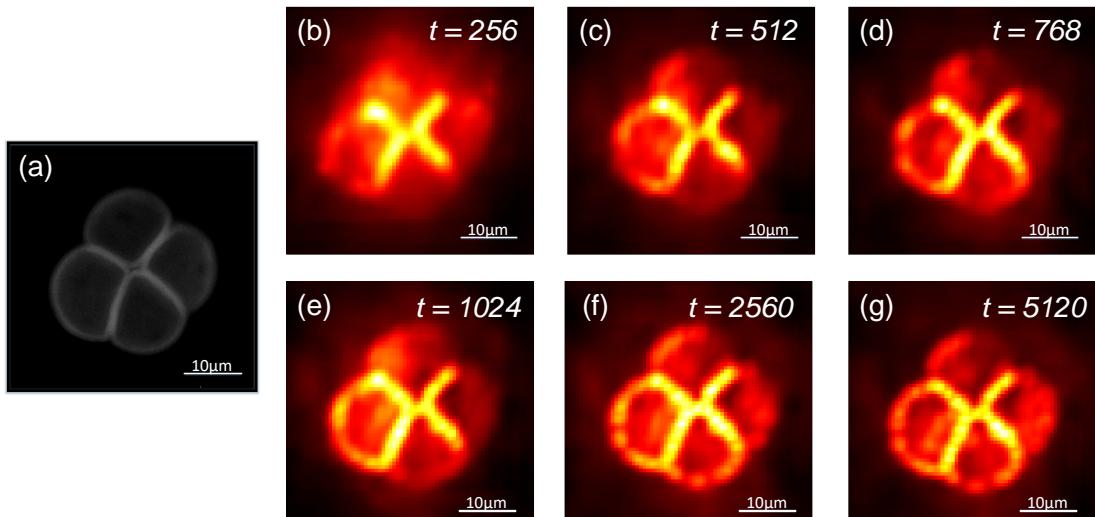


图 3.21 不同数量散斑照明时，连续目标的重建结果

3.3.6 利用 SLM 产生随机照明

如参考文献^[41] 所呈现方法，利用 SLM 提供随机照明，并记录不同随机照明时所 SLM 对应的相位分布，利用此信息可以实现非入侵的传输矩阵测量，进而实现聚焦和成像。本章所提出的非入侵透过散射介质成像方法也可以利用 SLM 提供照明，实

现成像无需重新聚焦，实验结果如图3.22所示。图3.22中，(a) 和 (c) 为分别无散射介质时，所获取的连续荧光目标的图像，(b) 和 (d) 为分别对应于 (a) 和 (c) 的非入侵成像重建结果。NMF 所估计的秩 ρ 分别为：14 和 53 对应 (b) 和 (d)。

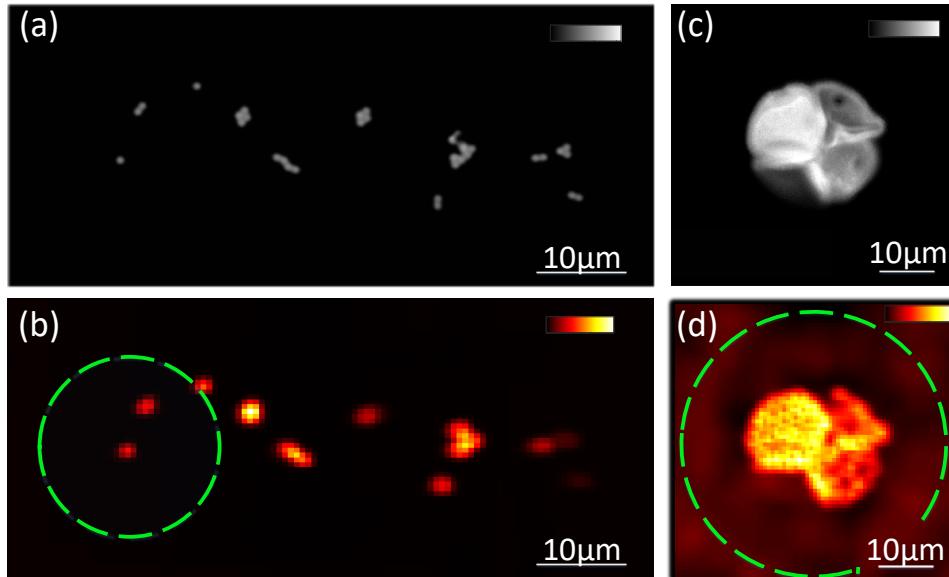


图 3.22 利用 SLM 提供随机照明时所重建的图像

3.3.7 动态散射介质成像

另一个重要的未来方向将是探索动态散射介质的方法来恢复其中的隐藏对象。在这方面，与基于光传输矩阵 (TM) 的技术相比，我们的技术不需要表征介质来检索图像，因为它仅依赖于随机照明产生的变化视频帧。然而，虽然我们的方法可以使用动态介质本身在嵌入对象上生成随机变化的照明模式，但 NMF 算法假设指纹在采集过程中不会改变。为了解决这个问题，应该探索考虑系统动力学的新的分解策略。如我们所了解到，NMF 算法进行分解后，可以获得矩阵 W 和 H 。可以通过附加其他的约束条件，利用隐藏在矩阵 H 中的时间信息，进行更加复杂的图像重建或者动态散射介质成像条件下非入侵成像。

3.4 本章小结

在本章，我们展示通过利用指纹之间的相关性成功恢复隐藏对象。然而，我们相信，基于光谱 OME 或 3D-OME，该技术可用于恢复多光谱或 3D 目标。另一个重要的未来方向将是探索动态散射介质的 OME 以通过它恢复隐藏对象。有趣的是，与基于光传输矩阵的技术相反，我们的技术不需要将光聚焦在物体上，并且仅依赖于随机照明产生的随机散斑图案，便可实现非入侵图像重建。另一个重要的一点是该技术的

简单性，它不需要校准成像系统的 PSF^[52]，并且可以在不需要昂贵的 SLM 的情况下实施。因此，我们的技术可以很容易地在各种散射介质和成像场景中实现。有必要强调的是，我们的方法与以前的自相关方法^[1,4]相比，对于非稀疏连续目标的重建效果大大提升。

总之，本章展示了一种非侵入性技术，可以使用随机照明从低对比度荧光散斑中计算检索隐藏在散射介质后面的物体图像。我们已经证明我们的方法适用于稀疏目标（甚至超出 OME 范围）和复杂连续目标。重要的是，所提出的方法既不依赖弹道光也不使用波前整形，它适用于各种散射介质和物体。该技术的灵活性和稳健性，为强散射介质中进行深度荧光成像开辟了一条有希望的途径。最后，它可以推广到广泛的非相干对比度机制和照明方案。

第四章 基于多帧散斑照明的散射介质 3D 目标成像

在前面章节中，我们对基于 OME 卷积成像模型进行了介绍，通过数值仿真和实验验证的方式，对散斑自相关的基本成像原理进行研究，研究了不同相位恢复算法的特点实现透过散射介质彩色成像和基于散斑的之间相的关性提出新型的非入侵透过散射介质成像方法。在第三章节中，我们所提出的方法能够有效的恢复超出光学记忆的目标，实现了对于扩展目标的非入侵成像。然后，如何有效的实现透过散射介质 3D 成像仍具有挑战性，以上的方法都具有各自的局限性，无法有效地解决透过散射介质的 3D 成像。

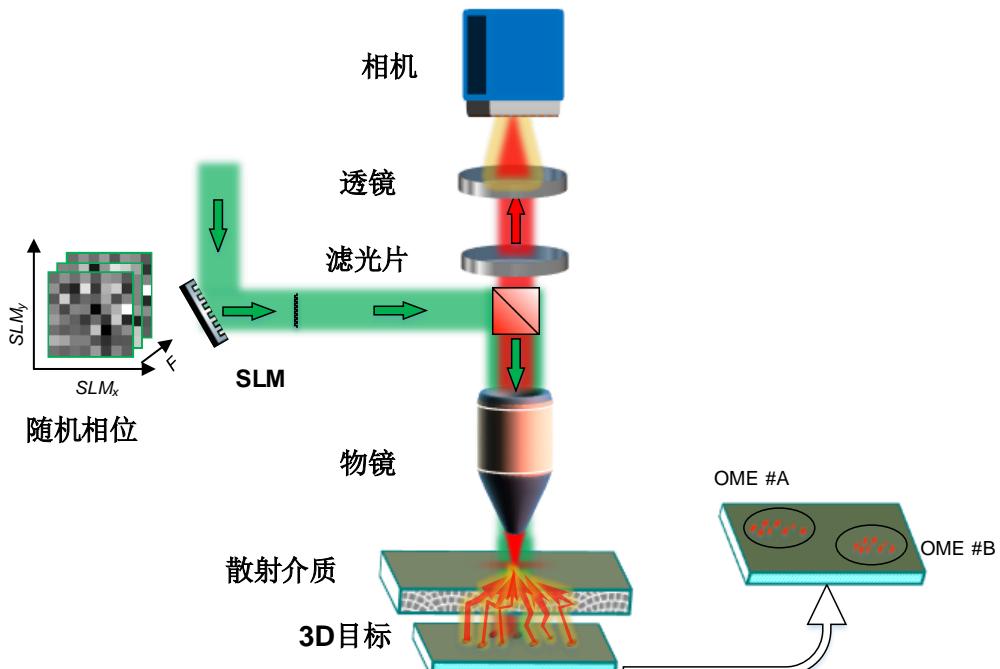


图 4.1 多帧散斑照明的散射 3D 目标成像示意图

针对透过散射介质进行 3D 目标成像问题已经进行多年，目前已有的方法可以大致分为以下三个方面：第一，利用散射介质的空间去相关特性，对系统的 PSF 进行预标定，实现不同景深或者不同视场的图像拼接；第二，利用参考目标或者放置点源目标的方式，然后从复杂信号中提取目标信息并进行图像重建；第三，测量光学传输矩阵，获得更大范围光场的控制，进而实现大视场扫描成像。利用散射介质的先验信息、放置参考目标的方式或者测量光学传输矩阵方法，虽然在一定程度上实现了透过散射介质的大视场或者 3D 目标成像，但是难以在非入侵的条件下进行实施。与第三章节中所展示的结果不同，本章我们重点研究当空间存在多个目标，不同的目标位于不

同 OME 范围，如何进行有效地进行图像重建。受到第三章节方法的启发，我们可以通过随机照明的方式，获得系统中不同点光源的散斑指纹，但是当有效的获取散斑指纹后该如何进行重建将在接下来部分进行讨论。同时受到机器学习、图像分类和模式识别相关工作的启发，我们提出了一种非入侵透过散射介质 3D 目标成像方法，利用随机照明的方式获得散斑图案进行去混叠获得散斑指纹，对散斑指纹进行分类，并最终实现了透过散射介质的 3D 成像。我们的方法特点在于：(i) 只需散斑照明；(ii) 无需相位恢复；(iii) 与散斑自相关成像方法相比，能够更好的重建图像，具有较高的图像分辨率。

由于目前针对于散射成像的研究方向更倾向于与生物成像像交叉的方法，同时荧光成像方式在生物成像方面有着更多的应用，因此本章所描述的成像方法及成像构架均以荧光目标成像为章节主线。然后，我们所提出的方法同样能够扩展至拉曼和多光子成像等领域。

4.1 基于多帧散斑照明的散射介质 3D 目标成像基本原理

4.1.1 3D 目标成像模型

成像系统如图4.1所示，当激光通过 SLM 时，入射激光被添加了随机相位实现调制，进而利用随机散斑照明目标后，目标产生自身的激发光，激发光传播并通过散射介质，产生散斑最终被相机所接收，此时相机所获得的散斑为不同散斑指纹的非相干总和。此外，光学记忆效应范围内的独立点光源将在相机上产生相关但平移的散斑指纹^[2]，而光学记忆效应范围外的点光源将产生完全不相关的散斑指纹。对于给定的散斑照明，捕获的图像 I_{fluo} 可以表示为具有不同权重的散斑指纹的线性叠加。因此，相机图像 I_{fluo} 由下式给出：

$$I_{fluo}(r, t) = \sum_{k=1}^P w_k(r) h_k(t), \quad (4-1)$$

其中， $I_{fluo}(r, t)$ 为对应于第 t 次照明时相机所接收到低对比度散斑， r 为空间坐标， $w_k(r)$ 为第 k 个独立点光源所对应的散斑指纹， $h_k(t)$ 为第 t 次照明时第 k 个独立点光源所接收到的激光光的强度， P 为系统中独立点光源的数量。

在此成像模型下，假设不同 OME 范围的 PSF 已知，图像可以通过简单的去卷积过程进行重建。但是在实际生物成像应用中，获取系散射介质的 PSF 往往难度较大或者难以实现。受到第三章节方法的启发，我们对获得的散斑图像序列利用 NMF 算法进行去混叠，进而获得不同点光源的散斑指纹。然后，在获得散斑指纹后，如何进行图像重建将是本章的重点。由于去混叠部分与第三章节所展示的部分完全相同，所

以在此处不进行重复描述。

在此，假设我们的系统中存在目标 A 和目标 B，它们分别位于不同的 OEM 范围。因此，公式 (4-1) 可以写为：

$$I_{fluo}(r, t) = \sum_{k=1}^P w_k^A(r) h_k^A(t) + \sum_{k=1}^P w_k^B(r) h_k^B(t), \quad (4-2)$$

其中， $h_k^A(t)$ 和 $h_k^B(t)$ 分别代表来自目标 A 和目标 B 的散斑指纹。假设可以将公式 (4-1) 表示为公式 (4-2) 的形式，目标 A 和 B 分别可以利用第三章节所呈现的方法进行重建。

当进行去混叠步骤后， $h_k^A(t)$ 和 $h_k^B(t)$ 被获取，探索不同指纹之间的相关性，将有助于图像重建。受到 OME 启发，光学记忆效应范围内的独立点光源的散斑指纹之间相关但是之间具有平移^[2]，而光学记忆效应范围外的点光源散斑指纹完全不相关。在空间域的位移，在傅里叶域来看的话，空间的平移对应于频域的斜坡相位，即：

$$\mathcal{F}(h_i^A(t)) = \mathcal{F}(h_j^A(t)) * \exp[i\phi_{ramp}] \quad (4-3)$$

对公式 (4-3) 两边同时求绝对值（同傅里叶振幅），即：

$$\text{abs}\{\mathcal{F}(h_i^A(t))\} = \text{abs}\{\mathcal{F}(h_j^A(t)) * \exp[i\phi_{ramp}]\} \quad (4-4)$$

其中， abs 表示求绝对值运算。

从公式 (4-4) 可知，位于同一 OME 范围内的点光源所对应的散斑指纹的傅里叶变换后，它们的傅里叶振幅接近相等，相关仿真结果如图4.2所示。图4.2中，(a) 和 (b) 为位于同一 OME 范围内，不同点光源的散斑指纹；(c) 和 (d) 分别为散斑 (a) 和 (b) 的傅里叶变换后的振幅显示；(e) 为 (c) 和 (d) 图中心切线的强度曲线；(f) 和 (g) 为位于同一 OME 范围内，不同点光源的散斑指纹；(h) 和 (i) 分别为散斑 (f) 和 (g) 的傅里叶变换后的振幅显示；(j) 为 (h) 和 (i) 图中中心切线的强度曲线；图 (k) 为图 (c)、(d)、(h) 和 (i) 中中心切线的强度分布图。由图4.2(k) 所显示的结果可知，曲线一和曲线二非常接近，曲线三和曲线四非常接近，曲线一、二和曲线三、四之间的差异较大，此结果证明了上部分的理论推导。

同 OME 范围的散斑在傅里叶域的傅里叶振幅信息极其接近，不同 OME 范围的散斑在傅里叶域的傅里叶振幅信息差异较大，此信息在后续的部分将被用来作为散斑分类的判定准则。但是，如何巧妙地设计散斑分类方法，也是问题的难点之一。当获取散斑指纹后，散斑之间的相关性和不同散斑在傅里叶域的振幅信息均可以被用来实现散斑分类。在接下来部分，我们将展示两类散斑分类方法：其一，利用散斑直接的互相关信息实现分类；其二，利用散斑傅里叶振幅信息结合多尺度缩放算法进行分类。多帧散斑照明的散射 3D 目标成像重建算法如下所示：

在接下来部分，我们将详细描述散斑分类方法。

Algorithm 2: 多帧散斑照明的散射 3D 目标成像重建算法

Input: 系列散斑图案, $I_{fluo}(r, t)$.

Output: 隐藏目标的图像, O^{Global} .

从系列数据集 $I_{fluo}(r, t)$ 估计系统的秩 (ρ).

通过去混叠算法恢复散斑指纹 (w_i).

散斑指纹 (w_i) 分类.

FBR 重建.

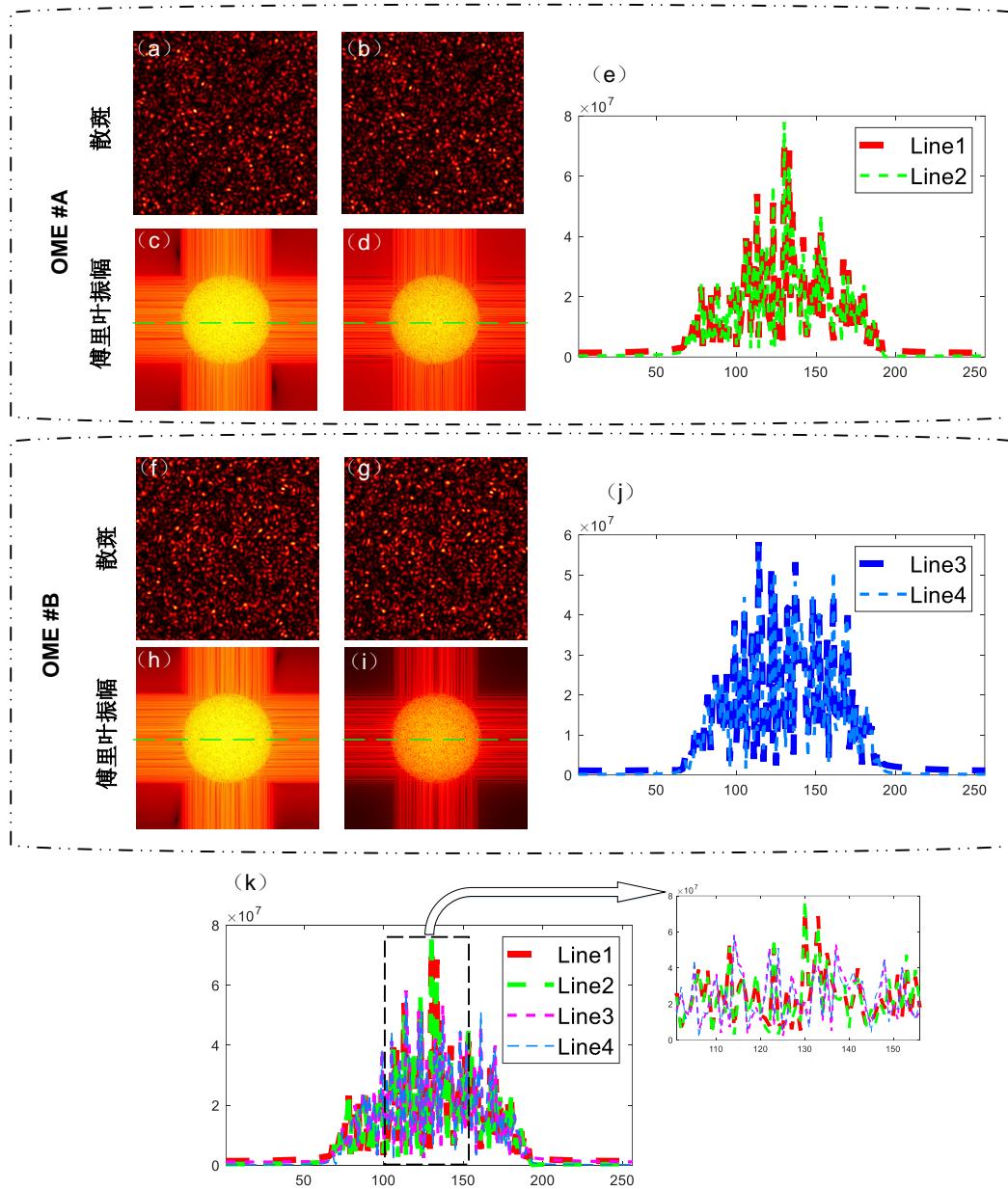


图 4.2 不同 OME 范围散斑指纹之间傅里叶振幅信息探索

4.1.2 散斑分类方法 I

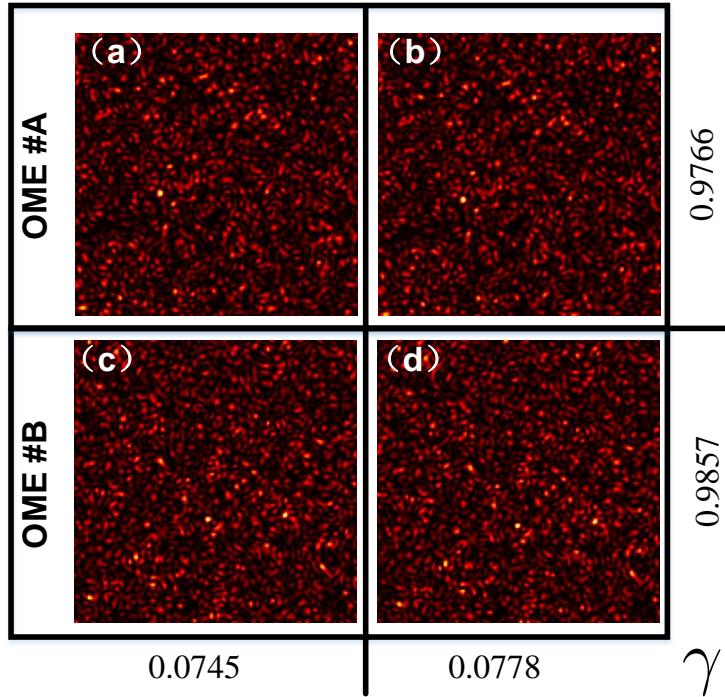


图 4.3 不同 OME 范围散斑指纹间相关性探索

由于同 OME 范围内的散斑指纹具有相关性且空间表现为平移，不同 OME 范围的散斑指纹不相关。受到机器学习图像分类方法的启发，如果我们能获得参考图案作为标准，进行不同散斑的分类，此散斑分类问题将得到有效的解决。由于实际问题中，难以获得散射介质的先验知识或者参考图案，该方法难以实施。但是，当获得散斑指纹后，可以随机的选取 k 个散斑作为参考散斑进行初次分类，然后相应的迭代，进而实现最终的散斑分类。此时设定判定标准，当散斑指纹与参考散斑之间的相关大于阈值且相互之间具有空间平移特点，该散斑指纹与参考散斑属于同一 OME 范围；当散斑之间的相关稀疏小于阈值或者之间不具空间平移特性时，它们属于不同的光学记忆效应范围。此处，获取散斑指纹与参考散斑之间相关系数的公式为：

$$\gamma(\mu, \nu) = \frac{\sum_{x,y} [w(x, y) - \bar{w}_{\mu, \nu}] [t(x - \mu, y - \nu) - \bar{t}]}{\{\sum_{x,y} [w(x, y) - \bar{w}(x, y)]^2 \sum_{x,y} [t(x - \mu, y - \nu) - \bar{t}]^2\}^{0.5}} \quad (4-5)$$

其中， w 为散斑指纹， \bar{t} 为参考图案的平均值， $\bar{w}_{\mu, \nu}$ 为参考图案区域中 $w(x, y)$ 的平均值。为了进行探索不 OME 范围散斑指纹之间相关系数特点，我们进行了相应的仿真，结果如图4.3所示。在图4.3中，位于 OME#A 内散斑 (a) 和 (b) 之间的最大相关系数为：0.9766；位于 OME#A 内散斑 (a) 和位于 OME#B 散斑 (c) 之间的最大相关系数为：0.0745；位于 OME#A 内散斑 (b) 和位于 OME#B 散斑 (c) 之间的最大相关系数为：0.0778；位于 OME#B 内散斑 (c) 和位于 OME#B 散斑 (d) 之间的最大相关系数为：

0.9857。由以上结果可知，位于同一 OME 范围内的散斑指纹之间的相关系数的最大值往往较高，大于 0.1；位于不同 OME 范围内的散斑之间的相关系数的最大值值较小，通常小于 0.1。

于是，在我们所提出的散斑分类方法中将相关系数的最大值作为判据，该阈值为 0.1。换而言之， $\gamma(\mu, \nu)$ 的最大值 $\arg_{\max}\{\gamma(\mu, \nu)\}$ ，该值作为判断散斑指纹与参考散斑之间是否属于同一 OME 范围的标准，即，当 $\arg_{\max}\{\gamma(\mu, \nu)\} \geq 0.1$ 时，该散斑指纹与参考散斑属于同一 OME 范围；当 $\arg_{\max}\{\gamma(\mu, \nu)\} < 0.1$ 时，它们属于不同的 OME 范围。

4.1.3 散斑分类方法 II

受到机器学习和机器视觉相关方法的启发，本小节将会利用多维缩放（Multidimensional scaling, MDS）方法。MDS 是对象集之间距离或差异的直观表示。Warren S. Torgerson 首先提出了 MDS 方法并创造了术语^[53]。对象可以是颜色、面孔、地图坐标、政治说服或任何类型的真实或概念体。与不太相似（或距离较长）的对象相比，更相似（或距离更短）的对象在图上更靠近。该图可能由 $p = 1$ 、 $p = 2$ 或 $p = 3$ 甚至更多维度组成。MDS 现在被广泛应用于市场营销、社会学、物理学、政治学和生物学^[54]。

从技术角度来说，MDS 实现散斑图像分类的关键在于如何定量化描述不同散斑之间的相似度，如何将相似度用空间距离的形式进行表示。如上部分所证明，同一 OME 范围内的散斑在傅里叶域的振幅信息非常接近。当不同的散斑的傅里叶振幅信息相近时，我们定义它们之间的距离越近；当它们的傅里叶振幅信息差异较大时，它们之间的距离信息越远。当获得任何两个散斑指纹之间的空间距离后，该距离信息可以表示为矩阵 D 。

以上所描述的流程可以简化为：

1. 将 P 个散斑指纹分配给 P 维空间中的任意坐标；
2. 计算所有点对之间的距离，形成 D 矩阵；
3. 通过评估应力函数将 \hat{D} 矩阵与输入 D 矩阵进行比较。值越小，两者的对应关系越大；

4. 调整每个点的坐标到最大应力的最佳方向；
5. 重复步骤 2 到 4，直到压力不再降低；

MDS 中的应力函数为：

$$\text{stress}_{[u_1, u_2, \dots, u_r]} = \left(\sum_{i \neq j=1, \dots, r} (d_{ij} - \|u_i - u_j\|) \right)^{1/2} \quad (4-6)$$

其中, d_{ij} 为矩阵 D 中的元素。

为了直观的展示散斑分类方法 II; 我们进行了相应的仿真, 仿真结果如图4.4所示。在图4.4中, (a) 计算不同散斑指纹之间傅里叶域振幅信息的相似程度, 并将其转换为矩阵 D ; (b) 为将矩阵 D 输入 MDS 算法, 进行优化并且可视化显示空见距离的结果。由图 (a) 可以明显看出, 此时我们的散斑数据按照不同的 OME 范围进行排列, 然后再实际应用中难以获得此类数据。所获得散斑指纹往往无规律排列, 为了验证当我们获得无规律的散斑指纹时, 该方法的有效性, 我们进行了仿真验证, 验证结果如图4.4(c) 和 (d) 所示。从图4.4(c) 可以看出, 此时的散斑指纹排列杂乱无序, 更符合实际应用情况; 从4.4(d) 可以看出, 在此种杂乱无序的散斑指纹序列中, 基于 MDS 散斑分类方法仍然有效。

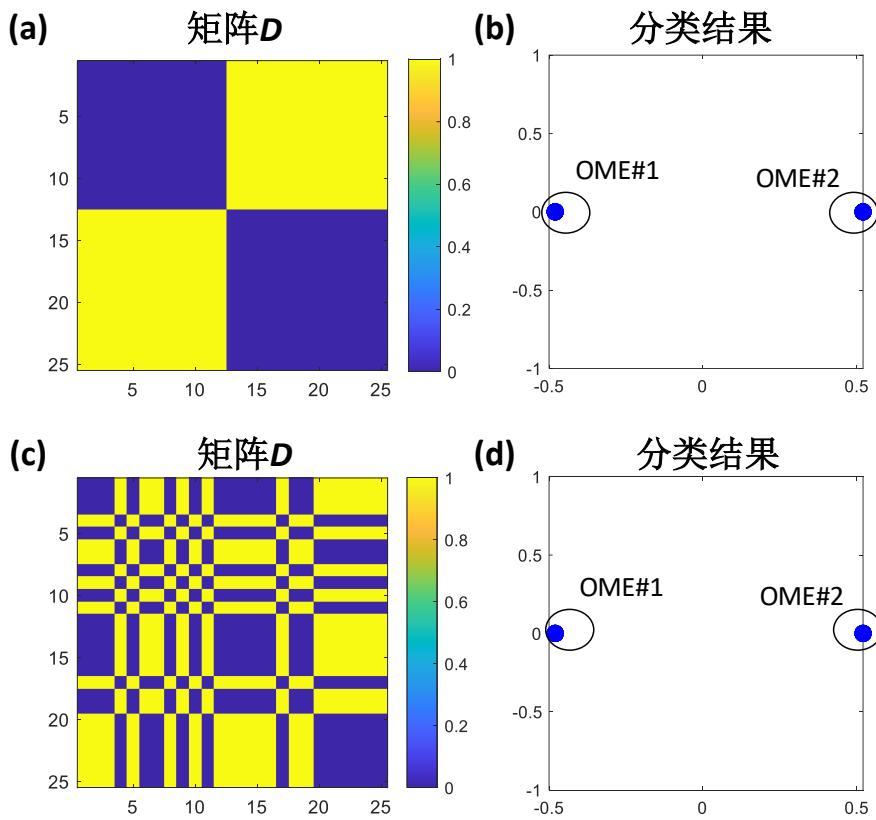


图 4.4 基于 MDS 的散斑分类仿真结果

在以上两小节中, 我们对两种散斑分类方法原理进行阐述, 并进行了相关的仿真, 验证了它们的有效性。在接下来部分, 我们将对成像过程进行相关验证。

4.1.4 3D 目标成像仿真结果与分析

上一节我们讨论了两种不同的散斑分类方法, 能够有效的散斑指纹进行分类, 进而实现不同 OME 范围目标进行重建。首先, 我们对散斑分类方法 I 进行仿真验证, 仿

真结果如图4.5所示。在图4.5中，(a) 为进行去混叠后的散斑指纹；(b) 为不同 OME 范围的参考散斑；(c) 为进行散斑分类后的两组散斑；(d) 为分别不同 OME 范围图像进行重建；(e) 为未执行散斑分类操作所获得的重建结果。对比图4.5(d) 和 (e) 结果，可知执行散斑分类后重建图像可以有效的重建目标，未进行散斑分类的重建图案为混叠图案。从图4.5所示的结果来看，散斑分类方法能够有效的对图像进行分类，分类后的重建步骤便可以利用第三章节中的重建方法。

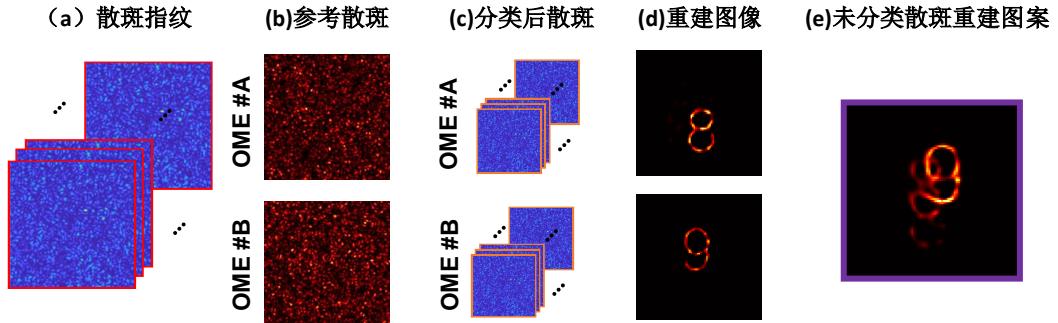


图 4.5 不同 OME 范围成像仿真结果

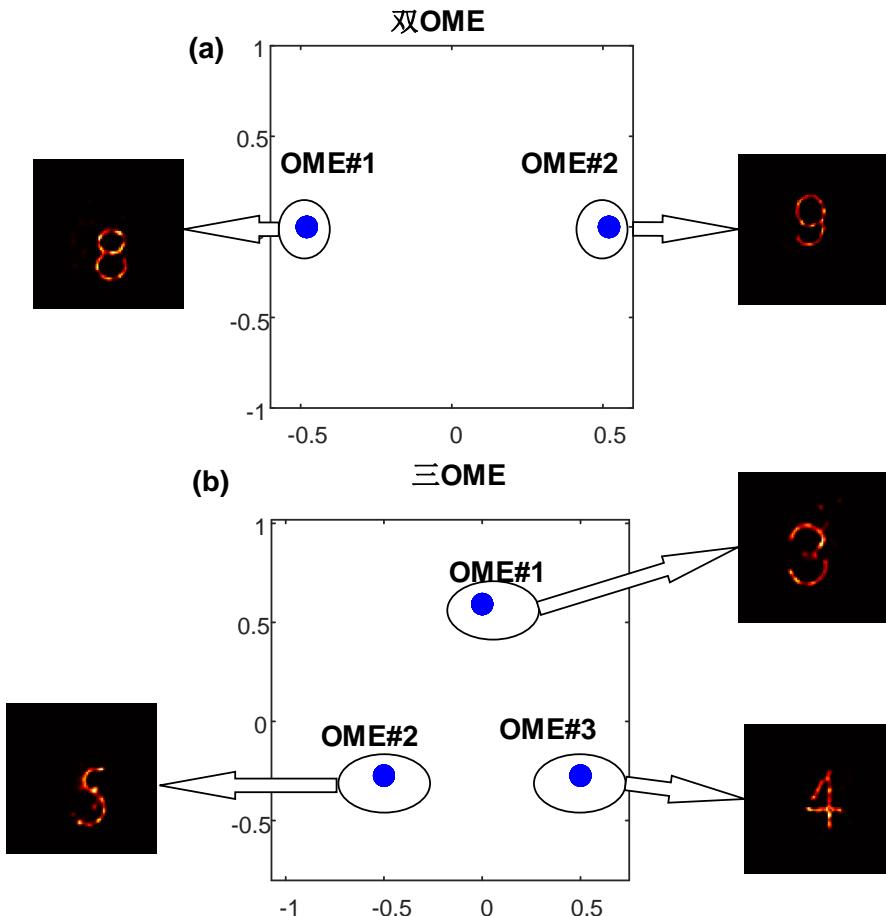


图 4.6 基于 MDS 散斑分类散射成像仿真结果

如图4.5所示结果，当实现散斑分类后，我们便可以有效地重建图像。针对上部分所描述的散斑分类方法 II，将在下部分进行散斑分类的有效性验证。首先，我们仿真生成两个 OME 范围的不同点光源的散斑指纹，按照上部分所描述的方法，计算不同散斑之间的距离，此距离可以视为散斑的相似程度，获得距离矩阵 D ，将矩阵 D 输入 MDS 算法，然后获得最终的空间优化结果，双 OME 范围的基于 MDS 散斑分类仿真结果如图4.6(a) 所示。从图4.6(a) 可以看出，我们所提出的散斑分类方法能够有效地实现散斑图像分类，对分类后的散斑进行图像重建，重建结果也在图中分别进行展示。为了进一步测试对于多 OME 范围情况下散斑分类的有效性，我们仿真生成三 OME 的不同点光源的散斑指纹利用 MDS 算法进行分类，其结果如图4.6(b) 所示，我们可以看出能够有效的进行散斑分类并进行图像重建。由图4.6可知，我们所提出的基于 MDS 的散斑分类方法能够有效地实现散斑分类。当实现散斑分类后，只需要利用第三章节所呈现的 FBR 算法进行重建图像，其流程类似于图4.5所示。为了测试该方法对于复杂目标的重建的有效性，仿真结果如图4.7所示。在图4.7所展示的结果中，系统中同时拥有四个目标，且位于不同的 OME 范围，利用本章所提出的重建算法能够有效地对不同 OME 范围的目标同时进行重建。从图4.5和图4.7所示结果，当去混叠后获得不同散斑指纹，如未进行散斑分类步骤，所获得的最终重建结果如图4.5(e) 所示，不同 OME 范围的图像重叠，无法成功重建目标。当使用散斑分类方法后，其重建结果如图4.5(d) 所示，能够分别成功显示不同 OME 范围的图像。在图4.7所示结果中，多 OME 范围情况下，仍然能够成功同时重建不同 OME 范围内的图像。

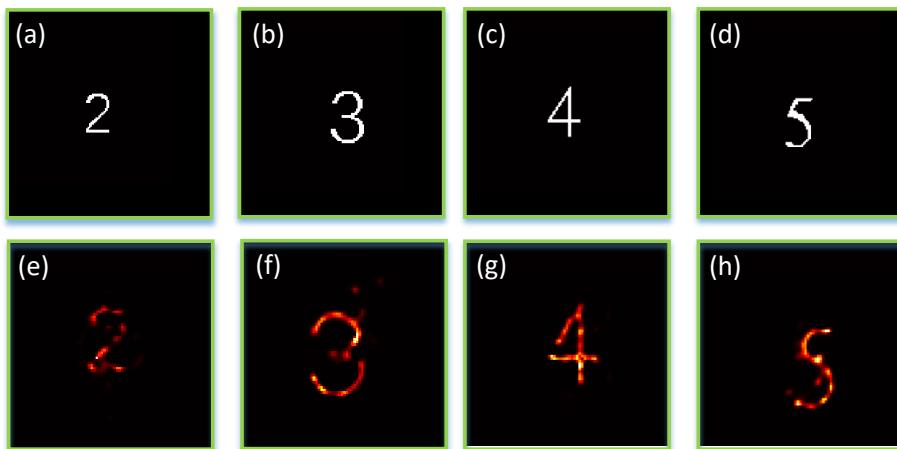


图 4.7 多 OME 范围成像仿真结果

4.2 讨论

散斑分类方法的核心在于如何将散斑之间的相似性进行量化，量化后如何采用合适算法或者分类框架实现分类，即数据的有效利用。散斑之间的相似信息不仅存在

于散斑之间空间相关性、傅里叶域振幅信息的相似性，同时也存在散斑颗粒大小的相似性。当散斑介质一定是，对于特定波长下的散斑照明时，其产生的散斑颗粒大小一定，此类信息也可用于散斑分类。

4.3 本章小节

以上小节我们对透过散射介质 3D 目标成像方法的立本理论进行了阐述，并进行相应的仿真实验验证，实验结果证明了该方法的有效性。如图4.5所示，当未进行散斑分类时所重建的图像未混叠图案，即重建失败。当我们利用散斑分类方法后，能够有效的实现图像重建，有效地分别重建了位于不同 OME 范围的隐藏目标。

本章所提出的多 OME 范围散射成像方法，不仅可以实现 XY 平面多 OME 范围成像，而且可以扩展至 XYZ 三维多 OME 范围成像。对散斑信息的发掘利用，在不同维度的探索，将更大限度地推动散射成像在众多领域地应用。

参考文献

- [1] BERTOLOTTI J, VAN PUTTEN E G, BLUM C, et al. Non-invasive imaging through opaque scattering layers[J]. *Nature*, 2012, 491(7423) : 232 – 234.
- [2] FREUND I, ROSENBLUH M, FENG S. Memory effects in propagation of optical waves through disordered media[J]. *Physical Review Letters*, 1988, 61(20) : 2328 – 2331.
- [3] YILMAZ H, HSU C W, GOETSCHY A, et al. Angular memory effect of transmission eigenchannels[J]. *Physical Review Letters*, 2019, 123(20) : 203901.
- [4] KATZ O, HEIDMANN P, FINK M, et al. Non-invasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations[J]. *Nature Photonics*, 2014, 8(10) : 784 – 790.
- [5] GOODMAN J W. *Speckle Phenomena in Optics: Theory and Applications*[M]. Englewood : Roberts and Company Publishers, 2007.
- [6] NEWMAN J A, LUO Q, WEBB K J. Imaging Hidden Objects with Spatial Speckle Intensity Correlations over Object Position[J]. *Physical Review Letters*, 2016, 116(7) : 073902.
- [7] GODARA P, DUBIS A M, ROORDA A, et al. Adaptive optics retinal imaging: emerging clinical applications[J]. *Optometry and Vision Science: Official Publication of the American Academy of Optometry*, 2010, 87(12) : 930 – 941.
- [8] KATZ O, SMALL E, SILBERBERG Y. Looking around corners and through thin turbid layers in real time with scattered incoherent light[J]. *Nature Photonics*, 2012, 6(8) : 549 – 553.
- [9] LARSON D R, ZIPFEL W R, WILLIAMS R M, et al. Water-Soluble Quantum Dots for Multiphoton Fluorescence Imaging in Vivo[J]. *Science*, 2003.
- [10] LIU L, GARDECKI J A, NADKARNI S K, et al. Imaging the subcellular structure of human coronary atherosclerosis using micro-optical coherence tomography[J]. *Nature Medicine*, 2011, 17(8) : 1010 – 1014.
- [11] PANIAGUA-DIAZ A M, STARSHYNOV I, FAYARD N, et al. Blind ghost imaging[J]. *Optica*, 2019, 6(4) : 460 – 464.
- [12] PARK C, PARK J-H, RODRIGUEZ C, et al. Full-Field Subwavelength Imaging Using a Scattering Superlens[J]. *Physical Review Letters*, 2014, 113(11) : 113901.
- [13] CONKEY D B, PIESTUN R. Color image projection through a strongly scattering wall[J]. *Optics Express*, 2012, 20(25) : 27312 – 27318.
- [14] LEUNG T S, JIANG S. Acousto-optic imaging of a color picture hidden behind a scattering layer[J]. *Optics Express*, 2013, 21(22) : 26780 – 26785.

- [15] SAHOO S K, TANG D, DANG C. Single-shot multispectral imaging with a monochromatic camera[J]. Optica, 2017, 4(10) : 1209–1213.
- [16] WU T, KATZ O, SHAO X, et al. Single-shot diffraction-limited imaging through scattering layers via bispectrum analysis[J]. Optics Letters, 2016, 41(21) : 5003.
- [17] GOODMAN J W. Introduction to Fourier Optics[M]. Englewood : Roberts and Company Publishers, 2005.
- [18] LOHMAN A W, WEIGELT G, WIRNITZER B. Speckle masking in astronomy: triple correlation theory and applications[J]. Applied Optics, 1983, 22(24) : 4028–4037.
- [19] NORTHCOTT M J, AYERS G R, DAINTY J C. Algorithms for image reconstruction from photon-limited data using the triple correlation[J]. JOSA A, 1988, 5(7) : 986–992.
- [20] AYERS G R, NORTHCOTT M J, DAINTY J C. Knox–Thompson and triple-correlation imaging through atmospheric turbulence[J]. JOSA A, 1988, 5(7) : 963–985.
- [21] ZHAO M, BEAUREGARD D A, LOIZOU L, et al. Non-invasive detection of apoptosis using magnetic resonance imaging and a targeted contrast agent[J]. Nature Medicine, 2001, 7(11) : 1241–1244.
- [22] ARTZI N, OLIVA N, PURON C, et al. In vivo and in vitro tracking of erosion in biodegradable materials using non-invasive fluorescence imaging[J]. Nature Materials, 2011, 10(9) : 890–890.
- [23] KOZLOFF K M, QUINTI L, PATNTIRAPONG S, et al. Non-invasive optical detection of cathepsin K-mediated fluorescence reveals osteoclast activity in vitro and in vivo[J]. Bone, 2009, 44(2) : 190–198.
- [24] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11) : 1145.
- [25] BENDER N, YILMAZ H, BROMBERG Y, et al. Customizing speckle intensity statistics[J]. Optica, 2018, 5(5) : 595.
- [26] ABRAMSON N. Light-in-flight recording by holography[J]. Optics Letters, 1978, 3(4) : 121.
- [27] HUANG D, SWANSON E A, LIN C P, et al. Optical coherence tomography[J]. Science, 1991, 254(5035) : 1178–1181.
- [28] MOSK A P, LAGENDIJK A, LEROSEY G, et al. Controlling waves in space and time for imaging and focusing in complex media[J]. Nature Photonics, 2012, 6(5) : 283–292.
- [29] ROTTER S, GIGAN S. Light fields in complex media: Mesoscopic scattering meets wave control[J]. Reviews of Modern Physics, 2017, 89(1) : 015005.
- [30] VELLEKOOP I M, MOSK A P. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media[J]. Optics Letters, 2007, 32(16) : 2309.
- [31] HORSTMEYER R, RUAN H, YANG C. Guidestar-assisted wavefront-shaping methods for focus-

- ing light into biological tissue[J]. *Nature Photonics*, 2015, 9(9) : 563 – 571.
- [32] KATZ O, RAMAZ F, GIGAN S, et al. Controlling light in complex media beyond the acoustic diffraction-limit using the acousto-optic transmission matrix[J]. *Nature Communications*, 2019, 10(1) : 1 – 10.
- [33] POPOFF S M, LEROSEY G, CARMINATI R, et al. Measuring the transmission matrix in optics: An approach to the study and control of light propagation in disordered media[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(10) : 1 – 4.
- [34] HOFER M, BRASSELET S. Manipulating the transmission matrix of scattering media for nonlinear imaging beyond the memory effect[J]. *Optics Letters*, 2019, 44(9) : 2137.
- [35] OSNABRUGGE G, HORSTMAYER R, PAPADOPOULOS I N, et al. Generalized optical memory effect[J]. *Optica*, 2017, 4(8) : 886 – 892.
- [36] RUAN H, LIU Y, XU J, et al. Fluorescence imaging through dynamic scattering media with speckle-encoded ultrasound-modulated light correlation[J]. *Nature Photonics*, 2020.
- [37] LICHTMAN J W, CONCHELLO J A. Fluorescence microscopy[J]. *Nature Methods*, 2005, 2(12) : 910 – 919.
- [38] MANGEAT T, LABOUESSE S, ALLAIN M, et al. Super-resolved live-cell imaging using random illumination microscopy[J]. *Cell Reports Methods*, 2021, 0(0).
- [39] HORSTMAYER R, RUAN H, YANG C. Guidestar-assisted wavefront-shaping methods for focusing light into biological tissue[J]. *Nature Photonics*, 2015, 9(9) : 563 – 571.
- [40] HOFER M, SOELLER C, BRASSELET S, et al. Wide field fluorescence epi-microscopy behind a scattering medium enabled by speckle correlations[J]. *Optics Express*, 2018, 26(8) : 9866 – 9881.
- [41] BONIFACE A, DONG J, GIGAN S. Non-invasive focusing and imaging in scattering media with a fluorescence-based transmission matrix[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1) : 6154.
- [42] MORETTI C, GIGAN S. Readout of fluorescence functional signals through highly scattering tissue[J]. *Nature Photonics*, 2020, 14(6) : 361 – 364.
- [43] PÉGARD N C, LIU H-Y, ANTIP A N, et al. Compressive light-field microscopy for 3D neural activity recording[J]. *Optica*, 2016, 3(5) : 517.
- [44] PNEVMATIKAKIS E A, SOUDRY D, GAO Y, et al. Simultaneous Denoising, Deconvolution, and Demixing of Calcium Imaging Data[J]. *Neuron*, 2016, 89(2) : 285.
- [45] HUTCHINS L N, MURPHY S M, SINGH P, et al. Position-dependent motif characterization using non-negative matrix factorization[J]. *Bioinformatics*, 2008, 24(23) : 2684 – 2690.
- [46] PAATERO P, TAPPER U. Positive matrix factorization: A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values[J]. *Environmetrics*, 1994, 5(2) : 111 – 126.
- [47] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*,

- 1999, 401(6755) : 788–791.
- [48] LEE D, SEUNG H S. Algorithms for Non-negative Matrix Factorization[C] // Advances in Neural Information Processing Systems : Vol 13. [S.I.] : MIT Press, 2001.
- [49] BIGGS D S C, ANDREWS M. Acceleration of iterative image restoration algorithms[J]. Applied Optics, 1997, 36(8) : 1766–1775.
- [50] CHAN S H, KHOSHABEH R, GIBSON K B, et al. An Augmented Lagrangian Method for Total Variation Video Restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(11) : 3097–3111.
- [51] WANG Z, BOVIK A, SHEIKH H, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4) : 600–612.
- [52] ANTIPA N, KUO G, HECKEL R, et al. DiffuserCam: lensless single-exposure 3D imaging[J]. Optica, 2018, 5(1) : 1.
- [53] TORGERSON W S. Multidimensional scaling: I. Theory and method[J]. Psychometrika, 1952, 17(4) : 401–419.
- [54] de LEEUW J. Modern Multidimensional Scaling: Theory and Applications (Second Edition)[J]. Journal of Statistical Software, 2005, 14.

致谢

本论文是在导师的悉心指导下完成的，从论文的选题到论文的撰写，无不渗透着导师的心血，……值此论文完稿之际，谨对导师的辛勤培育以及谆谆教诲表示最衷心的感谢！Light thinks it travels faster than anything but it is wrong. No matter how fast light travels, it finds the darkness has always got there first, and is waiting for it. -Terry Pratchett, Reaper Man.

作者简介

1. 基本情况

朱磊，男，陕西西安人，1982年8月出生，西安电子科技大学XX学院XX专业2008级硕士研究生。

2. 教育背景

2001.08~2005.07，西安电子科技大学，本科，专业：电子信息工程

2008.08~，西安电子科技大学，硕士研究生，专业：电磁场与微波技术

3. 攻读硕士学位期间的研究成果

3.1 发表学术论文

- [1] XXX, XXX, XXX. Rapid development technique for drip irrigation emitters[J]. RP Journal, UK., 2003, 9(2): 104-110. (SCI: 672CZ, EI: 03187452127)
- [2] XXX, XXX, XXX. 基于快速成型制造的滴管快速制造技术研究 [J]. 西安交通大学学报, 2001, 15(9): 935-939. (EI: 02226959521)
- [3] ...

3.2 申请（授权）专利

- [1] XXX, XXX, XXX 等. 专利名称: 国别, 专利号 [P]. 出版日期.
- [2] ...

3.3 参与科研项目及获奖

- [1] XXX 项目, 项目名称, 起止时间, 完成情况, 作者贡献。
- [2] XXX, XXX, XXX 等. 科研项目名称. 陕西省科技进步三等奖, 获奖日期.
- [3] ...

